

Systèmes agroforestiers en zone sèche et régulation naturelle des insectes ravageurs des cultures

Analyse paysagère à partir d'une image satellite pour la mise au point
d'un protocole d'échantillonnage dans la région de Dangalma au Sénégal

Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme d'ingénieur Agroparistech



Dominante d'approfondissement

Gestion des Milieux Naturels

Systemes agroforestiers en zone sèche et régulation naturelle
des insectes ravageurs des cultures : analyse paysagère à partir
d'une image satellite pour la mise au point d'un protocole
d'échantillonnage dans la région de Dangalma au Sénégal

Résumé

Cette étude porte sur la création d'un protocole d'échantillonnage spatial qui permettra d'étudier l'influence des motifs paysagers sur les insectes ravageur du mil et de l'arachide (mineuses de l'épi et bruches) dans la région Est de Thiès, région de Diourbel, au Sénégal. La mise au point de cette méthode s'est appuyée sur des données concernant la végétation (cultures et végétations naturelles) qui ont été extraites à partir d'images satellites Pléiades à résolution métrique. Cette carte d'occupation du sol a été réalisée et validée à partir de données de terrain préalablement collectées à l'aide d'un GPS (Global Positioning System). L'approche orientée-objet permettant de discriminer des entités via des variables radiométriques, texturales, morphologiques et contextuelles a été appliquée sous eCognition pour réaliser la carte. A partir de cette carte, trois variables paysagères définies à partir de la connaissances des experts de terrain ont été extraites pour caractériser le territoire et déterminer un protocole d'échantillonnage représentatif de l'hétérogénéité des motifs paysagers. Le plan d'échantillonnage ainsi réalisé permettra de mettre en œuvre des analyses statistiquement suffisamment robustes. L'étude a donné de bons résultats quand à l'extraction des entités (végétation, bâti, cultures) excepté pour les parcelles de maraîchage. De plus, les résultats de la classification ont montré une bonne discrimination des types de cultures et du bâti. L'identification des espèces végétales, cependant, n'a pas donné les résultats escomptés. Si d'autres méthodologies doivent encore être considérées et testées dans un but comparatif, cette étude montre les potentialités de l'utilisation des images à Très Haute Résolution Spatiale pour l'étude de la régulation naturelle des insectes ravageurs des cultures en Afrique de l'ouest par la mobilisation de la biodiversité fonctionnelle.

Mots clef : Gestion des ravageurs, mil, arachide, classification orientée-objet, échantillonnage spatial, Pléiades, écologie du paysage

Abstract

This study focuses on the creation of a spatial sample plan in order to study the influence of landscape patterns on the spatial distribution and ecology of two pests in the eastern part of Thiès (Diourbel region, Sénégal), the groundnut bruchidae and the millet spike worm. The method was based on field data on landcover (tree species and cultures) previously collected. A Pléiades satellite image with a metric resolution was used to produce a map of the landcover at the shrub scale by using the object-oriented approach under eCognition, which allow to discriminate entities by considering both spectral and spatial (shape, context) criteria. From this map, three landscape variables were extracted, based on the up-to-date knowledge about the pests biology. The sample plan elaborated from those variables is representative of the landscape heterogeneity and will enable analysis that will be statistically coherent and significant. We managed to extract with good results most of the landscape patterns, excepted for the garden market parcels. Besides, we have good classification results for the landcover concerning the types of culture (millet, arachid, set aside) and the built areas. The three species identification, however, didn't provide the expected results. If alternative methods should be considered and tested, these results still highlight the great potential of Very High Resolution Remote Sensing data for map making and landscape ecology fields.

Key words : Pest management, millet, groundnut, object-oriented classification, spatial sampling design, Pléiades, landscape ecology

Remerciements

Je tiens à adresser mes plus sincères remerciements à Valérie Soti, mon maître de stage, pour sa disponibilité de tous les instants et ses précieux conseils. Elle a su me guider, avec patience et bonne humeur, faisant preuve d'un investissement et d'un professionnalisme sans pareil. Je suis heureuse d'avoir eu la chance de travailler avec elle.

Je remercie également Camille Lelong, sans qui je n'aurais jamais su appréhender toutes les subtilités de la télédétection et qui s'est révélée être une co-encadrante de qualité, ainsi que Thierry Brévault pour sa passion et son expertise d'entomologiste, et Christian Piedallu, mon tuteur, pour ses réponses et son retour critique sur mon travail qui m'ont été d'une grande aide.

Je voudrais également remercier Emmanuel Roux, Nadine Dessay, Walid Rabehi et Daouda Kassie pour nos échanges scientifiques qui m'ont beaucoup aidé dans mon travail.

Un grand merci aux personnes dont l'appui m'a été d'une aide précieuse, Stéphane Dupuy pour ses conseils techniques inestimables, ainsi qu'Alain Clopes et Guy Roussin du service informatique de la Maison de la Télédétection pour leur gentillesse et leur disponibilité.

Je remercie plus généralement l'ensemble du personnel, des chercheurs et des stagiaires de la Maison de la Télédétection pour leur accueil, faisant de ce stage une période riche de rencontres et de discussions.

Je remercie tout spécialement Daouda Kassie, Jean-Philippe Tonneau, Philippe Morant, Slim Saïdi et Axel Ducourneau pour ces échanges passionnants qui m'ont attiré vers la recherche.

Enfin, je remercie ma famille et mes amis pour leur soutiens et leurs encouragements, pour avoir toujours cru en moi et avoir répondu présent dans les bons comme dans les mauvais moments.

Avant-propos

Ce stage n'a pas seulement représenté pour moi l'occasion de valider mes acquis en tant qu'ingénieur de la Gestion des Milieux Naturels. J'ai eu l'occasion d'y appréhender la complexité et les perspectives offertes par un champ d'étude que j'avais à mon sens assez peu exploré. A cette occasion, j'ai découvert de nouveaux outils, de nouvelles méthodologies et des approches innovantes pour la gestion des ressources et des milieux. À l'égard de ces perspectives, je pense que la télédétection prendra, et doit prendre, une part plus importante au sein de la communauté des chercheurs et ingénieurs écologues dans l'avenir.

Au cours de ces six mois, j'ai également eu l'occasion de réutiliser mes acquis et mes connaissances pour répondre à des problématiques très différentes de ce que j'ai pu connaître auparavant. Cet avant-propos est donc un avertissement, quant au contenu du présent rapport. En effet, certaines méthodologies adoptées durant ce stage sont des propositions personnelles qui, bien qu'ayant été validées par mes encadrants, doivent encore faire l'objet d'évaluation et de comparaison avec des démarches qui n'ont pas encore été testées. J'espère néanmoins que cette étude pourra contribuer modestement à ce bel édifice qu'est la recherche environnementale.

LISTE DES FIGURES

Figure 1	: Présentation de la zone d'étude	17
Figure 2	: Cycle biologique de <i>Heliocheilus albipunctella</i>	18
Figure 3	: Cycle biologique de <i>Caryedon serratus</i>	18
Figure 4	: Vue d'artiste du satellite Pléiades	21
Figure 5	: Comportement des rayons solaires à travers l'atmosphère	22
Figure 6	: Localisation des relevés de terrain	24
Figure 7	: Dissociation des données de terrain entre le calcul et la validation	27
Figure 8	: Segmentation et extraction de l'information radiométrique	28
Figure 9	: Éboulis des valeurs propres – ACP sur l'occupation du sol	29
Figure 10	: Répartition des classes dans les dimensions 1 et 2 – ACP sur l'occupation du sol	30
Figure 11	: Coordonnées des variables radiométriques dans les dimensions 1 et 2 – ACP sur l'occupation du sol	31
Figure 12	: Visualisation de l'effet discriminant des variables grâce aux graphiques en boîte à moustache – ACP sur l'occupation du sol	32
Figure 13	: Éboulis des valeurs propres – ACP sur les espèces	32
Figure 14	: Répartition des classes dans les dimensions 1 et 2 – ACP sur les espèces	33
Figure 15	: Diversité des textures	34
Figure 16	: Analyse des textures : calcul de la matrice de co-occurrence	34
Figure 17	: Assemblage d'une mosaïque en vue des traitements	35
Figure 18	: Résultat de texture pour l'indice « Mean » sur une fenêtre de 35 pixels	36
Figure 19	: Éboulis des valeurs propres – Fenêtre de 3 pixels	36
Figure 20	: Coordonnées des indices dans les dimensions 1 et 2 – Fenêtre de 3 pixels	37
Figure 21	: Paramètres de segmentation pour l'algorithme « multiresolution segmentation » sous eCognition	39
Figure 22	: Construction de l'arbre de classification	41
Figure 23	: Logique booléenne « And »	41
Figure 24	: Logique booléenne « Mean »	41
Figure 25	: Logique floue	41
Figure 26	: Calcul de l'indice Kappa de Cohen	42
Figure 27	: Classification hiérarchique ascendante de la zone d'étude	43
Figure 28	: Organisation hiérarchique du niveau 1 – Indices et seuils utilisés	44

Figure 29	: Organisation hiérarchique du niveau 2a – Indices et seuils utilisés	44
Figure 30	: Organisation hiérarchique du niveau 2b	45
Figure 31	: Organisation hiérarchique du niveau 3	46
Figure 32	: Carte d'occupation du sol de la région de Dangalma	49
Figure 33	: Échelle de valeurs de l'indice Kappa	50
Figure 34	: Création d'une couche raster avec l'outil « Distance euclidienne » sous Arcgis	53
Figure 35	: Typologie des distances : sélection manuelle de seuils	53
Figure 36	: Passage d'une information quantitative à une représentation thématique sous Arcgis	53
Figure 37	: Détermination statistique de classes de densités par la fonction « hclust » sous R	54
Figure 38	: Plan d'échantillonnage final	56

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1	: Caractéristiques du satellite Pléiades 1B	22
Tableau 2	: Caractéristiques de l'image satellite Pléiades acquise en janvier 2013	23
Tableau 3	: Nomenclature utilisée lors de la campagne de relevé de terrain de février 2013	25
Tableau 4	: Espèces végétales retenues pour l'analyse et la cartographie	28
Tableau 5	: Liste des 36 variables radiométriques potentiellement explicatives	28/ 29
Tableau 6	: Liste des 18 classes retenues pour l'analyse	29
Tableau 7	: Indices d'Haralick calculés par le logiciel ENVI	35
Tableau 8	: Corrélations et pertinence des tailles de fenêtre pour l'indice Contrast – Fenêtre de 3 pixels	37
Tableau 9	: Corrélations et pertinence des indices pour les fenêtres de 3, 7 et 11 pixels	37
Tableau 10	: Récapitulatif des couches sélectionnées au terme de l'analyse texturale	38
Tableau 11	: Illustration de la méthodologie de tests de segmentation	40
Tableau 12	: Classification des espèces végétales	47
Tableau 13	: Jeu de validation extrait des relevés de terrain - classes retenues	48
Tableau 14	: Extrait de la base de donnée issue de l'intersection du jeu de validation et de la carte d'occupation du sol	48
Tableau 15	: Validation de la classification sans prise en compte de l'identification des espèces végétales	49
Tableau 16	: Extrait de la base de donnée calculée grâce à l'outil Patch Analyst sous Arcgis	54
Tableau 17	: Extrait de la base de donnée issue du croisement des modalités d'échantillonnage	55
Tableau 18	: Répartition des points d'échantillonnage dans les différentes modalités	55

LISTE DES ANNEXES

Annexe 1	: Présentation des partenaires du projet SAFSE	69
Annexe 2	: Fiche technique 1 : Présentation du logiciel eCognition – outils utilisés	70
Annexe 3	: Fiche technique 2 : Présentation du logiciel ERDAS – outils utilisés	71
Annexe 4	: Fiche technique 3 : Présentation du logiciel ENVI – outils utilisés	72
Annexe 5	: Modèle ERDAS de passage du Compte Numérique à la Luminance	73
Annexe 6	: Fiche de terrain utilisée pour la campagne de relevés de Février 2013	74
Annexe 7	: ACP sur les cultures – Résultats graphiques	75
Annexe 8	: ACP sur les espèces – Résultats graphiques	84
Annexe 9	: Fonctions d'appartenance pour les classes d'occupation du sol	87
Annexe 10	: Paramètres de segmentation utilisés	92
Annexe 11	: Seuils des indices pour les différentes classes arborées	93
Annexe 12	: Densités des trois variables (mil, bâti, végétation arborée) - Motifs paysagers de 100 ha	98
Annexe 13	: Croisement des modalités de densité – Caractérisation du paysage	101
Annexe 14	: Descriptif des modalités issues du croisement des variables	103
Annexe 15	: Hexagones sélectionnés pour l'échantillonnage	104
Annexe 16	: Plan d'échantillonnage final	105
Annexe 17	: Analyses préliminaires - Base de données radiométrique	106
Annexe 18	: Analyses préliminaires - Base de données texturale	120
Annexe 19	: Scripts utilisés sous R	139
Annexe 20	: Carte d'occupation du sol finale (Niveau 3) sans identification des espèces arborée	141
Annexe 21	: Validation de la classification – Matrice de confusion générale	143

LISTE DES ACRONYMES

AOO	- Analyse orientée objet
ACP	- Analyse en composantes principales
CIRAD	- Centre de la recherche agronomique pour le développement
CNES	- Centre national d'études spatiales
ENGREF	- École nationale du génie rural des eaux et des forêts – École interne d'AgroParisTech
GES	- Gaz à effet de serre
GPS	- Global positioning system
IRD	- Institut de recherche pour le développement
IRSTEA	- Institut national de recherches en sciences et technologies pour l'environnement et l'agriculture
MTD	- Maison de la télédétection
SAF	- Système agroforestier
THRS	- Très haute résolution spatiale (images satellites)

TABLE DES MATIERES

REMERCIEMENTS	1
AVANT-PROPOS	2
LISTE DES FIGURES	3
LISTE DES TABLEAUX	4
LISTE DES ANNEXES	5
LISTE DES ACRONYMES	6

Introduction	10
---------------------	----

PARTIE I - CONTEXTE DU STAGE	12
I.1 Organismes encadrants	12
I.1.1 La Maison de la Télédétection de Montpellier	12
I.1.2 Le CIRAD	12
I.1.3 L'équipe Carabe de l'UR SCA-Cirad	13
I.2 Le projet SAFSE : Recherche de compromis entre productions et services écosystémiques fournis par les systèmes agroforestiers	13
I.2.1 Contexte et objectifs	13
I.2.2 Place de l'équipe Carabe au sein du projet SAFSE	15
I.3 Description du stage	16
I.3.1 Problématique et objectifs	16
I.3.2 Présentation de la zone d'étude	17
I.3.2.a Contexte général	17
I.3.2.b Présentation des insectes ravageurs du mil et de l'arachide concernés par l'étude	18
I.3.3 Méthodologie et outils	19
I.3.2.a Organisation du stage	19
I.3.2.b logiciels utilisés	20

PARTIE II - PRESENTATION, MODIFICATION ET ANALYSE DES DONNEES.....	21
II.1 Image satellite Pléiades de la zone de Dangalma - Janvier 2013.....	21
II.1.1 L'imagerie satellite.....	21
II.1.2 Le satellite Pléiades.....	22
II.1.3 Correction radiométrique de l'image satellite.....	22
II.1.3.a Sources d'interférences sur les images satellites.....	22
II.1.3.b Corrections géométriques et radiométriques effectuées après livraison.....	23
II.2 Campagne de relevés de terrain sur la zone d'étude - Février 2013.....	24
II.3 Analyse préliminaire des données.....	25
II.3.1 Analyse radiométrique.....	27
II.3.1.a Échantillonnage : détermination des jeux pour l'analyse.....	27
II.3.1.b Extraction des indices et construction de la base de données.....	28
II.3.1.c Analyse des données par ACP.....	29
II.3.2 Analyse des textures.....	33
II.3.2.a Méthodologie.....	33
II.3.2.b Calcul des indices de texture	34
II.3.2.c Sélection de zones représentatives.....	35
II.3.2.d Résultats des calculs de texture.....	36
II.3.1.e Analyse des données par ACP.....	36
PARTIE III - REALISATION DE LA CARTE D'OCCUPATION DU SOL....	38
III.1 Méthodologie	38
III.1.1 Démarche générale : l'analyse orientée objet.....	38
III.1.1.a Contexte : l'émergence d'outils puissants.....	38
III.1.1.b Segmentation de l'image : création de polygones	39
III.1.1.c Classification des polygones : application de règles de décision.....	39
III.1.2 Méthodologie adoptée.....	40
III.1.2.a Choix des paramètres de segmentation.....	40
III.1.2.b Choix des paramètres de classification.....	40
III.1.2.c Méthode de validation.....	42
III.2 Résultats.....	43
III.2.1 Construction de la carte d'occupation du sol sous eCognition.....	43
III.2.1.a NIVEAU 1 – Discrimination des zones urbaines, parcelles de maraîchage, pistes et campagne.....	43
III.2.1.b NIVEAU 2a – Discrimination de la végétation.....	44
III.2.1.c NIVEAU 2b – Discrimination des types d'occupation du sol et des grands types de végétation.....	45
III.2.1.d NIVEAU 3 – Discrimination des espèces arborées et du <i>Guiera senegalensis</i>	46
III.2.2 Validation de la classification.....	47
III.2.2.a Constitution du jeu de validation.....	47
III.2.2.b Évaluation de la classification.....	48

PARTIE IV - REALISATION DU PLAN D'ECHANTILLONNAGE.....	51
IV.1 Méthodologie.....	51
IV.1.1 Objectif et contraintes.....	51
IV.1.2 Sélection des indices paysagers.....	51
IV.1.3 Méthodologie adoptée.....	52
IV.2 Résultats.....	53
IV.2.1 Extraction de l'information « distance ».....	53
IV.2.2 Transformation de l'information « distance » en une information sur la densité.....	54
IV.3 Combinaison des indices paysagers dans un plan d'échantillonnage.....	55
Discussion.....	57
Conclusion.....	60
Bibliographie.....	61
Glossaire et définitions.....	65
Annexes.....	68

Introduction

L'avenir et l'existence même de l'humanité sont indissociables de son milieu naturel¹.

Nous faisons aujourd'hui face à un nombre croissant de problématiques liées à la fragilisation et à la raréfaction de nos ressources naturelles, autant dans les pays industrialisés (Giljum et al., 2008) que dans les pays en voie de développement, où plus de 870 million de personnes souffrent actuellement d'insécurité alimentaire (FAO, 2012). Ce n'est pas seulement le cultivateur, mais bien l'ensemble des populations qui sont à l'heure actuelle concernées par ces problématiques, l'homme dépendant de la terre et de ce qu'il peut produire par elle pour se nourrir. Il est communément accepté que les modèles agricoles intensifs promus par les sociétés occidentales ne sont pas durables (Hayward 1999) et qu'ils pourraient nous mener à une raréfaction très rapides de nos ressources, voire une disparition de celles-ci dans les contextes agricoles difficiles. Des alternatives sont nécessaires à ces modes de production, et notamment au contrôle des ravageurs des cultures par voie chimique (Boulaine, 1996).

La question de la protection de la nature a évolué vers une question de gestion intégrée de la biodiversité (Blandin, 2009). Si les fonctions de régulation biologique des agro-écosystèmes ont été délaissées par les systèmes de production intensifs, la recherche tend aujourd'hui à favoriser les services écosystémiques² utilisés et produits en agriculture (Doré et al., 2011). L'objet d'étude de la recherche agronomique contemporaine n'est plus la plante en tant qu'unité structurelle soumise à des pressions extérieures (ravageurs), mais l'ensemble des chaînes trophiques et des interactions en leur sein (Grechi et al, 2010). Avec ce changement d'objet est intervenu un changement important d'échelle, auquel il est devenu difficile pour les agronomes de se confronter, étant historiquement expérimentateurs à l'échelle de la plante et de la parcelle (Lescourret, 2012).

Le cadrage conceptuel et théorique de l'écologie développé depuis le milieu du XXe Siècle a permis de dépasser ces limites. En effet, cette discipline a pour vocation l'analyse dynamique dans le temps et l'espace des processus et des interactions biologiques (Delcourt et al, 1988, Amanieu et al., 1989). Des concepts tels que les réseaux trophiques, les niches écologiques, les traits fonctionnels ou les successions écologiques ont permis aux agronomes de mener des études de cas sur la régulation naturelle des bioagresseurs des cultures, le fonctionnement des communautés de plantes et l'évaluation des systèmes de production (Duyck et al., 2011, Duru et al., 2011, Malézieux, 2012). L'enjeu majeur de notre siècle pourrait donc bien être la mutation de nos pratiques agricole vers une ingénierie écologique appliquée à la production alimentaire (Weiner, 2003).

L'application de ces concepts réside avant tout dans l'étude de la composition et de la structure du paysage par l'observation *in situ*. Le développement industriel de nos sociétés a, quant à lui, permis aux hommes de bénéficier d'outils de plus en plus performants pour caractériser leur environnement. Le début des missions aériennes dans les années 1950 et l'apparition du satellite dans les années 1970 a permis la production rapide de données d'observation du paysage à différentes échelles spatio-temporelles, augmentant considérablement nos capacités d'observation et les dimensions d'analyses accessibles. Les données issues de la télédétection sont aujourd'hui abondamment utilisées dans la recherche en écologie du paysage, et l'évolution des techniques soulèvent sans cesse de nouvelles questions quant à l'application des outils à notre disposition pour la réalisation d'études scientifiques pertinentes.

¹Charte de l'environnement adoptée le 28 février 2005 par le Parlement Français

²La notion de services écosystémiques peut-être définie comme la production d'externalités positives pour l'homme ou le milieu naturel par le fonctionnement des écosystèmes naturels ou anthropisés

Ce stage fait partie d'un projet de recherche à vocation pluridisciplinaire, le projet SAFSE, dont les objectifs sont mettre en lumière les services écosystémiques rendus par les systèmes agroforestiers et de dégager les perspectives d'utilisation des outils récents pour la réalisation d'études en écologie du paysage. Ce projet s'insère dans les objectifs de l'équipe Carabe de l'UR Systèmes de Cultures Annuels du Cirad visant à réduire la dépendance aux pesticides par la conception de méthodes de gestion intégrée des bioagresseurs. La finalité de leur projet vise à proposer des orientations de gestion écologiquement intensives¹ et durables par la mobilisation de la biodiversité fonctionnelle et l'aménagement de l'habitat (ou de l'espace) de l'échelle de la parcelle cultivée à celle du paysage agricole.

Leurs travaux de recherche sont centrés sur l'étude des processus de régulation naturelle des principaux insectes ravageurs des cultures de mil et d'arachide au sein des parcs agroforestiers à *Faidherbia albida*, arbre de la famille des Fabaceae, en Afrique de l'Ouest. L'étude a été menée dans une zone d'environ 400km² centrée sur le village de Dangalma, à l'Est de Thiès au Sénégal (région du Diourbel). Certains travaux montrent que l'augmentation de l'hétérogénéité au sein d'un paysage se révèle un bon moyen pour limiter la pression des ravageurs dans les cultures (Bianchi, 2006). La composition et la structure du paysage apparaît comme déterminant pour l'étude des problématiques de gestion des bioagresseurs dans les agroécosystèmes, car cette échelle permet de mettre en relations les composantes spatiales et trophiques des interactions entre les cortèges végétaux et les bioagresseurs, et entre les bioagresseurs et leurs ennemis naturels (espèces auxiliaires prédatrices ou parasitoïdes) (Metcalf, 1994).

Les concepts de l'écologie du paysage permettent d'étudier ces interactions entre l'organisation de l'espace et les processus écologiques dans le temps. Aussi, pour traiter des questions de recherche basées sur des hypothèses traitant de l'effet des éléments du paysage sur les insectes ciblés, il est impératif de disposer d'un jeu de données prenant en compte la complexité du paysage avec une répétitivité spatiale permettant d'obtenir des résultats statistiquement significatifs. Les images satellites permettent d'accéder à des données environnementales spatialement exhaustives et répétitives, particulièrement intéressantes dans les régions mal documentées (Morant, 1999). Il semblerait que les satellites à Très Haute Résolution Spatiale (THRS) récemment développés puissent offrir de nouvelles perspectives en termes d'acquisition de données, plus spécifiquement concernant l'extraction et l'identification des espèces végétales.

C'est dans ce contexte scientifique que s'inscrit ce travail de stage dont l'objectif est de réaliser un plan d'échantillonnage qui soit représentatif de l'hétérogénéité des motifs paysagers, permettant ainsi à l'équipe Carabe d'effectuer des analyses statistiquement pertinentes sur la relation entre diversité paysagère et régulation naturelle des insectes ravageurs. Ce plan d'échantillonnage sera basé sur une carte d'occupation du sol qui sera réalisée à partir d'une image satellite Pléiades à résolution métrique suivant l'approche récemment développée de l'analyse orientée objet.

Ce rapport est organisé en quatre parties. La première présente le contexte du stage, les acteurs et enjeux ainsi que la méthodologie adoptée pour cette étude. La deuxième concerne la présentation, la gestion et l'analyse des données. La troisième partie présente les différentes étapes ayant permis la réalisation de la carte d'occupation du sol, et enfin la quatrième partie détaille la caractérisation des motifs paysagers de la zone d'étude et l'élaboration du plan d'échantillonnage. La dernière partie conclut ce mémoire en présentant une synthèse des résultats obtenus d'un point de vue thématique et méthodologique, et des questions encore en suspens, permettant ainsi de dégager de nouvelles perspectives de recherche dans les champs de la classification d'images satellites et de leurs perspectives d'utilisation en agro-écologie.

¹ Le terme « écologiquement intensif » renvoie à la conception d'une agriculture productive, plus économe en intrants et moins nocive pour l'environnement en intensifiant les mécanismes naturels des écosystèmes au moyen d'une gestion intégrée des ressources naturelles et de l'organisation du territoire. Inventée par Michel Griffon (Cirad) et Bruno Parmentier (École Supérieure d'Agriculture), elle a été évoquée pour la première fois lors du Grenelle de l'environnement en août 2008.

PARTIE I - Contexte du stage

I.1 Organismes encadrants

I.1.1 La Maison de la Télédétection de Montpellier

La Maison de la Télédétection en Languedoc-Roussillon conduit des recherches appliquées et des formations de haut niveau en Télédétection et Information Géographique pour la gestion de l'agriculture, de l'environnement et des territoires. Localisée au sein du campus d'Agropolis à Montpellier, elle regroupe une centaine de personnes issues d'équipes de quatre centres de recherche et d'enseignement supérieur français : AgroParisTech/ENGREF, IRSTEA, CIRAD et IRD.

Ce Pôle de compétences met en œuvre des approches scientifiques pluridisciplinaires, liant des recherches méthodologiques (acquisition et traitement de données, analyse de l'information spatiale, modélisation des dynamiques naturelles et anthropiques, conception d'observatoires et de systèmes d'information, rôle de l'information dans la décision) et des recherches thématiques (agriculture, occupation du sol, eaux, forêts, environnement, développement territorial, santé et risques naturels). Ces travaux se traduisent par des projets de recherche, des thèses et des publications.

CITÉ DE : <http://www.teledetection.fr/>

I.1.2 Le CIRAD

Établissement public à caractère industriel et commercial, le Cirad (Centre de coopération internationale en recherche agronomique pour le développement) est placé sous la double tutelle du ministère de l'Enseignement supérieur et de la Recherche et du ministère des Affaires étrangères et européennes. En partenariat avec les pays du Sud dans leur diversité, le Cirad produit et transmet de nouvelles connaissances, pour accompagner leur développement agricole et contribuer au débat sur les grands enjeux mondiaux de l'agronomie. Organisme de recherche finalisée, le Cirad établit sa programmation à partir des besoins du développement, du terrain au laboratoire, du local au planétaire.

Ses activités relèvent des sciences du vivant, des sciences sociales et des sciences de l'ingénieur appliquées à l'agriculture, à l'alimentation et aux territoires ruraux. Le Cirad s'engage au plus près des hommes et de la Terre sur des défis complexes et évolutifs : sécurité alimentaire, gestion des ressources naturelles, inégalités et lutte contre la pauvreté.

Le Cirad dispose d'un réseau mondial de partenaires et de 12 directions régionales, à partir desquelles il mène des activités de coopération avec plus de 90 pays. Ses partenariats bilatéraux s'inscrivent dans des dynamiques multilatérales d'intérêt régional. En France, il met à la disposition de la communauté scientifique nationale et internationale un important dispositif de recherche et de formation situé principalement à Montpellier et dans l'outre-mer français. Le Cirad est membre fondateur d'Agreenium, le Consortium national pour l'agriculture, l'alimentation, la santé animale et l'environnement, et membre d'AllEnvi, l'Alliance nationale de recherche pour l'environnement.

CITÉ DE : <http://www.cirad.fr>

I.1.3 L'équipe Carabe de l'UR SCA-Cirad

Au sein de l'unité de recherche Systèmes de Cultures Annuelles (SCA) du Cirad, l'équipe Carabe (Caractérisation et gestion intégrée des risques d'origine biotique) *cherche à promouvoir une gestion intégrée des populations de bio-agresseurs à l'échelle de l'agrosystème*¹ dans les régions tropicales. Cette équipe est composée de 18 agents dont les zones de recherches sont variées (Cameroun, Mali, Burkina-Faso, La Réunion, Bénin, Sénégal...). Leurs activités s'articulent autour de deux grands axes :

- L'un concerne l'évaluation des impacts agronomiques, socio-économiques et environnementaux des innovations techniques et conceptuelles récentes concernant les systèmes de production en zone tropicale ;

- L'autre concerne la compréhension des mécanismes qui déterminent la dynamique des populations de bio-agresseurs et la biodiversité fonctionnelle pour proposer de nouvelles stratégies de production durables, économes en intrants et moins nocifs pour l'environnement, en analysant le fonctionnement des écosystèmes pour exploiter les ressources sans les détruire. Les chercheurs de l'équipe Carabe s'intéressent notamment à l'influence de l'organisation du paysage sur la dynamique des bioagresseurs, en lien avec les concepts de l'écologie du paysage visant à étudier la connectivité des habitats, les associations et la dynamique des espèces dans le but de proposer des solutions durables pour la gestion des espaces (Burel, F., Baudry, J., 2003).

I.2 Le projet SAFSE : Recherche de compromis entre productions et services écosystémiques fournis par les systèmes agroforestiers tropicaux

I.2.1 Contexte et objectif

L'agroforesterie est l'activité qui associe sur les mêmes parcelles agricoles des plantations d'arbres ayant une vocation de production différée à des cultures ou des pâturages ayant une vocation de production annuelle (Dupraz C., Capillon A. 2005). Elle compte parmi les pratiques traditionnelles d'exploitation des sols existant depuis des siècles sur tous les continents. L'agroforesterie peut être considérée comme un modèle prometteur d'agriculture durable, sous réserve d'en mieux comprendre et maîtriser les facteurs de production. En effet, bien que les systèmes agroforestiers (SAF) aient souvent été remis en cause pour leur plus faible production agricole que les monocultures, ils ont une contribution importante à la production globale et au développement du fait de leur part importante dans les surfaces agricoles et les sociétés rurales des zones tropicales. Il est communément accepté que les écosystèmes puissent être source d'un ensemble de biens et services comme la régulation naturelle des cycles de l'eau et de nutriments, la production d'oxygène ou la stabilisation du climat via la séquestration de carbone dans le sol et la biomasse (Costanza et al., 1997 ; Daily, 1997 ; de Groot et al., 2002). De façon générale, les systèmes agricoles sont sources de services écosystémiques, mais aussi de « disservices »² comme la perte de biodiversité, la pollution agrochimique, l'érosion des sols, ou l'émissions de gaz à effet de serre (GES) (Power, 2010).

¹<http://ur-sca.cirad.fr/>

²La notion de « disservices » renvoi ici aux impacts négatifs pour l'environnement, le milieu naturel ou l'homme du fonctionnement de certains écosystèmes, notamment ici les systèmes agricoles intensifs. Il est utilisé en opposition au terme « service écosystémique ».

Nous savons aujourd'hui que les monocultures présentent des risques élevés pour l'environnement et la santé mais aussi des risques socio-économiques de par l'évolution constante des marchés boursiers et l'occurrence de crises financières (Hayward, M., 1999). Comparativement aux monocultures, les SAF déplacent

l'équilibre entre la fourniture de services écosystémiques et de « disservices ». Moins consommateurs d'intrants et d'énergie, ils combinent des services écologiques et des productions diversifiées tout en procurant une sécurité foncière (structuration du sol, limitation de l'érosion). Dans les SAF, les services d'approvisionnement sont impactés par la modification du rendement de la culture de base et par de nouvelles productions qui contribuent à la diversification des revenus des producteurs et à leur sécurité alimentaire. Les SAF contribuent aux services de régulation, en particulier par le contrôle du cycle et de la qualité de l'eau, la régulation du climat à travers le contrôle des émissions de GES et du stockage de carbone. D'autre part, selon leur composition, leur structure et leur gestion, les SAF peuvent contribuer de façon importante aux services de support qui soutiennent les autres services. Parmi ces services on peut citer : la productivité primaire, le contrôle des bioagresseurs, la conservation des sols, la régulation du cycle des nutriments et de l'eau, la préservation de la biodiversité. Ils procurent également des services culturels au bénéfice de la communauté. Ils apparaissent donc comme un mode de production potentiellement stable dans le temps et résilient par rapport au changement climatique et à la variation des marchés internationaux. Ils semblent ainsi plus sécurisants que les monocultures pour les communautés rurales qui les pratiquent et les consommateurs qui en dépendent. L'agroforesterie constituerait donc l'une des solutions à mettre en œuvre pour faire face au défi de l'intensification écologique des agro-écosystèmes (produire plus et mieux avec peu d'intrants). Aussi les SAF recèlent-ils un potentiel important d'amélioration de la productivité encore peu exploré, notamment dans les domaines de :

- L'optimisation des interactions arbres-cultures du point de vue de l'utilisation des ressources du milieu et de la diversification des productions ;
- Le développement de variétés adaptées aux conditions agroforestières ;
- La gestion des bio-agresseurs avec peu ou pas de pesticides ;
- Le maintien d'une biodiversité utile à la productivité primaire et aux services environnementaux ;
- et la vulnérabilité des systèmes face aux perturbations.

Le projet SAFSE proposé s'inscrit dans le cadre actuel d'un intérêt grandissant pour l'agroforesterie comme réponse aux défis majeurs auxquels sont confrontés les pays tropicaux : pauvreté, insécurité alimentaire, changement climatique, perte de biodiversité. En effet, les mécanismes sous-jacents à la résilience supposée des SAF ne sont pas encore bien connus. L'une des causes principales tient au fait qu'ils sont probablement de nature et d'ampleur différentes selon que l'on considère la résilience conférée par les relations de facilitation/compétition dans le système biophysique et celle conférée par la diversité et la flexibilité de la structure à l'échelle de l'exploitation, ou du territoire, elle-même reliée aux contraintes socio-économiques. Une autre cause importante tient au fait que les politiques publiques en matière agricole, dans les zones tropicales, ont jusqu'alors manifesté peu de considération envers l'agroforesterie du fait même qu'elle y est traditionnelle, préférant souvent concentrer leurs actions sur les monocultures vivrières ou de rente, ou alors faire abstraction de la composante arborée des systèmes. En région tropicale humide, les SAF à base de cultures pérennes sont très répandus. Il existe tout un gradient de complexité de ces systèmes et un gradient d'intensité de gestion. En région sèche en Afrique sub-saharienne, les parcs arborés et arbustifs sont aussi la base d'une agriculture vivrière encore particulièrement précaire. Dans ces deux régions, les SAF connaissent des dynamiques contrastées et sont portés localement par une grande diversité d'acteurs et de pratiques dans des contextes également très différents. C'est cette diversité que le projet SAFSE a l'ambition d'aborder et de conceptualiser, en fédérant des équipes du Cirad, de l'IRD et de leurs partenaires nationaux ayant une expérience solide de ces milieux (voir Annexe 1). Les résultats escomptés devraient permettre d'éclairer le choix des acteurs et des décideurs de ces régions entre une sécurité alimentaire immédiate, à la durabilité mise en doute par une vulnérabilité forte aux changements globaux, et une sécurité alimentaire sur le long terme, grâce à une production autonome, diversifiée, contribuant à une résilience accrue des agrosystèmes et des sociétés qui en dépendent.

L'enjeu d'une gestion raisonnée des SAF est d'améliorer les compromis et, si possible, de favoriser les synergies entre production et autres services écosystémiques rendus par les systèmes agroforestiers tropicaux. Le projet se propose donc d'étudier, dans des situations contrastées, les compromis et les synergies entre les services d'approvisionnement et les autres types de services écosystémiques (support,

régulation) et culturels procurés par les SAF, afin de documenter une base générique d'optimisation de ces compromis. Le projet s'attachera à produire des connaissances et des savoirs sur le fonctionnement des systèmes agroforestiers, des outils et des méthodes pour la conception et l'évaluation de ces systèmes tout au long de la durée du projet (2012-2015).

CITÉ DE: <http://safse.cirad.fr>

I.2.2 Place de l'équipe Carabe au sein du projet SAFSE

Au sein de l'unité de recherche Système de Cultures Annuels du CIRAD, l'équipe Carabe s'intéresse à la caractérisation et à la gestion intégrée des risques d'origine biotique. Dans le cadre du projet SAFSE, l'équipe s'intéresse aux services rendus par les parcs agroforestiers à *Faidherbia albida* et *Guiera senegalensis* en termes de régulation naturelle des insectes associés aux cultures à base de céréale et de légumineuses dans l'ouest de la région de Diourbel au Sénégal. Les insectes ciblés sont les bio-agresseurs du mil (insectes de type foreurs des tiges et mineuses de l'épi) et de l'arachide (insectes de type bruches) et leurs ennemis naturels. La zone d'étude est centrée sur la ville de Dangalma à l'est de Thiès et s'étend sur 400km².

Si l'amélioration de la fertilité des sols permise par les systèmes agroforestiers (SAF) dans les zones semi-arides tropicales de l'Afrique de l'Ouest a été démontrée, certains services comme la régulation naturelle des bioagresseurs ont été très peu étudiés. Les SAF, de par une structure complexe composée de strates et de milieux différents, offrent aux arthropodes une plus grande diversité de niches écologiques dans le temps et dans l'espace qu'une simple mosaïque de cultures annuelles. Ils peuvent ainsi jouer un rôle de source ou de relais pour les populations de bioagresseurs ou augmenter l'efficacité du contrôle biologique en offrant aux populations d'ennemis naturels des ressources complémentaires (hôtes alternatifs, pollen et nectar, refuges), en particulier pendant la saison sèche. A l'échelle du paysage, la densité, la diversité et la distribution des arbres (ou des arbustes) et des cultures dans l'espace vont déterminer la composition et la structure du paysage. La gestion de ces habitats (SAF) est un levier potentiel pour limiter la colonisation des cultures par les insectes ravageurs et favoriser le service de régulation naturelle des insectes ravageurs des cultures.

Pour étudier la relation entre le paysage et les processus biologiques, l'équipe Carabe cherchera dans un premier temps à caractériser la structure et la composition des SAF à *Faidherbia albida* en zone sèche (structure verticale, horizontale et diversité) à partir d'une images satellite très haute résolution spatiale et spectrale (THRS) (**objectif 1**). Dans un deuxième temps, l'équipe s'intéressera à la caractérisation de l'impact des SAF sur la régulation naturelle des bioagresseurs des cultures annuelles dans le temps et dans l'espace, (a) à partir de l'étude des processus biophysiques et (b) à l'aide d'indicateurs et de modèles mathématiques (**objectif 2**). L'objectif final de cette étude est d'identifier des leviers d'action favorisant la régulation naturelle de ces ravageurs et de proposer des méthodes de gestion s'appuyant sur la mobilisation de la biodiversité fonctionnelle et l'aménagement du territoire, de l'échelle de la parcelle cultivée à celle de la structure agraire.

Pour répondre à l'objectif de caractérisation des SAF (objectif 1), une image Pléiades THRS (50 cm et 2 m de résolution) couvrant 400 km² a été acquise sur la zone de Dangalma le 16 janvier 2013 afin d'évaluer les potentialités de ces nouveaux capteurs pour l'extraction et l'identification des espèces végétales, aboutissant à la réalisation d'une carte d'occupation des sols sur la zone. Enfin, pour répondre aux objectifs de quantification des services de régulation naturelle des bio-agresseurs (objectif 2), il sera préalablement nécessaire de développer un protocole d'échantillonnage spatial à partir d'indicateurs de composition, fragmentation et structure du paysage, calculés grâce à la carte d'occupation des sols réalisée à partir de l'image satellite Pléiades. La collecte de données sur les insectes et l'assolement des parcelles cultivées permettra ensuite d'analyser les relations entre régulation naturelle des insectes, paysage et pratiques agricoles. Ces analyses permettront enfin de quantifier les services de régulation naturelle des ravageurs des cultures de mil et d'arachide associées aux parcs agroforestiers à *Faidherbia albida* et *Guiera senegalensis* dans la zone étudiée.

I.3 Description du stage

I.3.1 Problématique et objectifs

L'objectif de ce stage est de réaliser la carte d'occupation du sol de la région de Dangalma afin de proposer un plan d'échantillonnage spatial qui servira à la capture des insectes ravageurs du mil et de l'arachide ainsi que de leurs ennemis naturels.

En plus de l'image satellite à notre disposition, l'équipe Carabe a effectué une mission préliminaire de terrain en Février 2013 dans le but de collecter des données sur l'organisation du territoire au sein de la zone d'étude. Cette collecte a été centrée sur la végétation arbustive et arborée ainsi que sur les types de culture, l'un des enjeux étant de mesurer le potentiel des images Pléiades THRS pour la réalisation d'une carte à l'échelle de l'arbre et d'identifier les espèces présentes sur la zone d'étude. Cette étape a pour objectif de réaliser une typologie des parcs agroforestiers à *Faidherbia albida* et *Guiera senegalensis* sur la région de Dangalma suivant l'approche **orientée-objet**. Cette approche est une méthodologie de classification des images satellites qui, comparativement à l'approche classique de regroupements de pixels par homogénéité spectrale, permet de classer non plus des pixels mais des groupes de pixels, préalablement assemblés en entités, en utilisant des critères de forme et d'environnement en plus des critères radiométriques (Benz et al., 2004). Cette approche étant très récente, l'objectif de la recherche actuelle dans ce domaine est de proposer différentes méthodologies d'utilisation de ces concepts. Ici, nous proposerons une méthode originale centrée sur la discrimination statistique des objets combinée à la création de règles de classification personnalisées.

L'équipe Carabe a pour objectif, à partir des données récoltées sur le terrain, d'effectuer des analyses statistiques concernant la relation entre la régulation naturelle des ravageurs du mil et de l'arachide, et la composition ainsi que la structure du paysage. Il sera alors nécessaire pour la construction du plan d'échantillonnage d'extraire des indices nous permettant de caractériser ce territoire. Les connaissances acquises par les entomologistes sur la biologie des ravageurs étudiés, et notamment les variables déterminantes pour leur propagation, permettront d'orienter l'analyse de la structure du paysage et d'extraire une information simplifiée à partir de la carte d'occupation du sol réalisée en premier temps. Notre objectif est de construire une typologie simplifiée de l'organisation du territoire pour permettre la mise en place d'un échantillonnage qui soit représentatif de la zone d'étude. Ce plan d'échantillonnage doit également permettre de minimiser la part potentielle du hasard dans les résultats attendus (répétitivité suffisante pour chaque classe du plan d'échantillonnage).

Ce stage étant inscrit dans un projet de recherche, nous nous emploierons à contextualiser nos résultats en les comparant avec différentes méthodologies de classification d'images satellite développées jusqu'à aujourd'hui, et en dégagant les perspectives d'utilisation des images THRSS et de la classification orientée-objet pour la réalisation de cartes.

Notre étude s'est donc organisée en quatre sections, présentées dans les parties II, III et IV du présent rapport :

Partie II – Traitements et analyse des données (~2 mois)

Partie III – Réalisation de la carte d'occupation du sol (~2 mois)

Partie IV – Calcul d'indices paysagers pour la caractérisation du territoire et réalisation du plan d'échantillonnage (~2 mois)

I.3.2 Présentation de la zone d'étude

I.3.2.a Contexte général

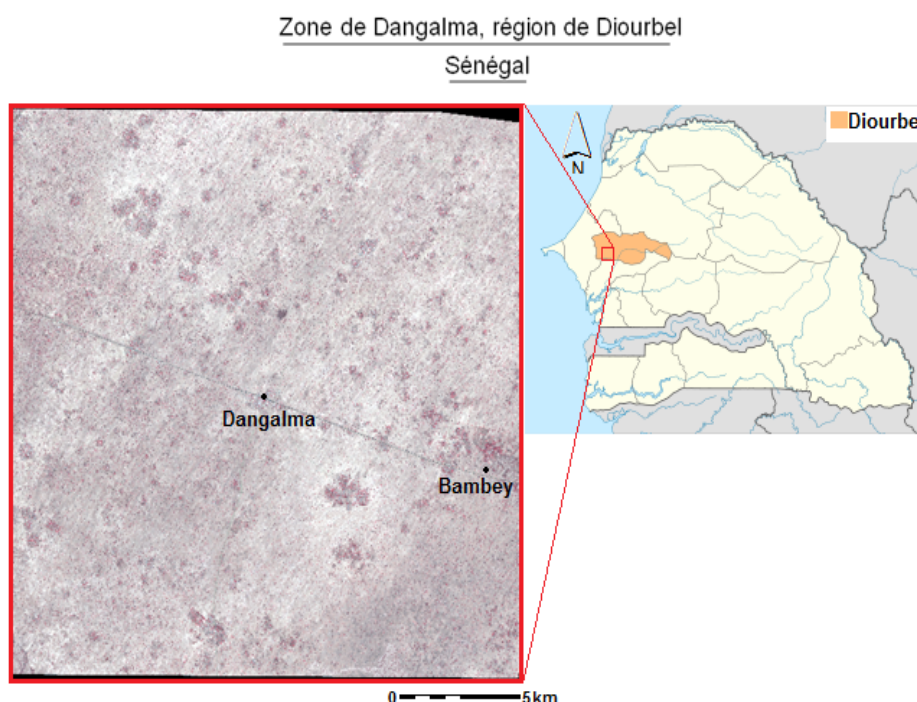


Figure [1] : Présentation de la zone d'étude

Notre zone d'étude se situe dans la région de Diourbel, l'une des quatorze régions administratives du Sénégal située au Nord-ouest du pays (Figure 1). Les principaux centres urbains de notre zone d'intérêt sont les villes de Bambey et de Dangalma. Des patches urbains de taille plus modeste parsèment cette zone de 400km² dont l'occupation du sol est principalement constituée de céréaliculture de mil et d'arachide au sein de parcs agroforestiers de *Faidherbia albida*. On rencontre quelques zones de maraîchage et de cultures fruitières, activités rendues possibles grâce à la création de puits mais limitée du fait de l'irrégularité des pluies. Au Sud-ouest, une zone dépressionnaire abrite des mares temporaires pendant la saison humide. D'autres zones dépressionnaires mineures au sein du territoire permettent aux agriculteurs de cultiver le sorgho, une graminée, ainsi que d'autres espèces qui nécessitent plus d'eau. Les ressources souterraines en eau sont néanmoins plutôt bonnes pour une région au climat soudano-sahélien dont la pluviométrie varie entre 400 et 600 mm par an. L'agriculture est accompagnée de systèmes d'élevage traditionnels de type pastoral fondé sur la transhumance ou bien de type sédentaire de terroir villageois. La réduction du couvert végétal et des terres allouées pose actuellement des problèmes de gouvernance mais on voit tout de même se développer un élevage plus moderne dans la région. Les activités artisanales et surtout le commerce possèdent une place importante dans le développement économique de la région et sont très dynamiques du fait de la position géographique centrale de Diourbel.

Les autres espèces arborées prépondérantes, en dehors de *Faidherbia albida*, sont le Baobab (*Adansonia digitata*) en campagne, et le Neem (*Azadirachta indica*) en ville. On trouve en moindre proportion le Manguier (*Mangifera indica*), le Tamarinier (*Tamarindus indica*), le Balanites (*Balanites aegyptica*), *Acacia seyal* et *Guiera senegalensis* (strate arbustive). Une liste complète des espèces rencontrées lors de la campagne de terrain effectuée en Février 2013 par Valérie Soti et son équipe se trouve page 26.

SOURCE DONNÉES DIOURBEL : AGENCE NATIONALE DE LA STATISTIQUE ET DE LA DÉMOGRAPHIE DU SÉNÉGAL (ANSD) - RAPPORT 2010

1.3.2.b Présentation des insectes ravageurs du mil et de l'arachide concernés par l'étude

Mineuses de l'épi du mil :

Heliocheilus albipunctella, insecte de la famille des Noctuidae, est un lépidoptère rencontré dans les régions Sahéliennes d'Afrique de l'Ouest. Il est le principal ravageur de l'épi du mil (*Pennisetum glaucum*, espèce principalement cultivée et *Pennisetum violaceum*, plante sauvage).

Noctuidae

Heliocheilus albipunctella

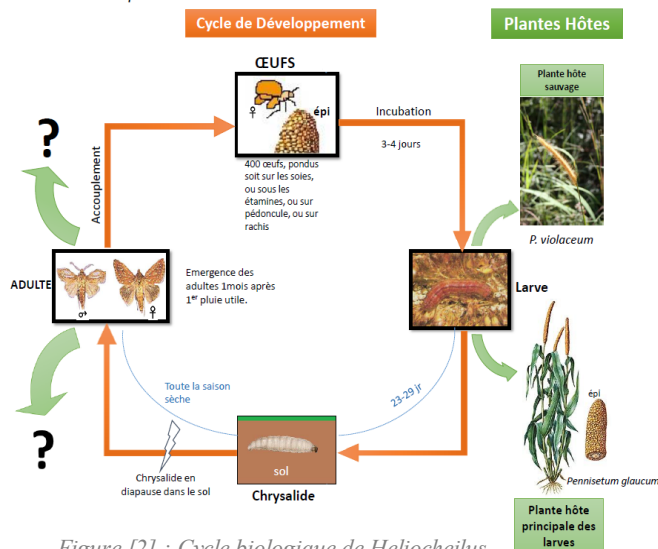


Figure [2] : Cycle biologique de *Heliocheilus albipunctella*

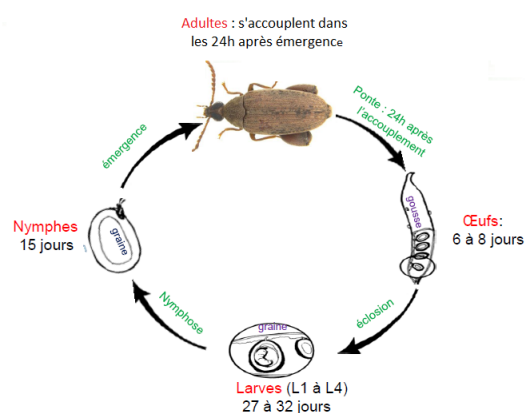
Il émerge du sol après une diapause et va pondre ses œufs (environ 400 par femelle) sur les soies, étamines, pédoncules ou rachis des épis. Une fois écloses, les larves se nourrissent sur l'épi pendant 23 à 29 jours avant de se s'enfouir dans le sol pour se transformer en chrysalide et effectuer leur diapause.

Les variables d'intérêt pour l'étude de l'effet de la structure et de la composition du paysage sur l'abondance de ce ravageur sont la densité de cultures de mil et de végétation arborée.

Bruche de l'arachide :

Caryedon serratus est un coléoptère de la famille des Bruchidae. Espèce originaire d'Afrique de l'Ouest inféodée aux gousses d'un certain nombre de légumineuses, parmi lesquelles le tamarinier (*Tamarindus indica*), *Piliostigma reticulatum*, *Bauhinia rufescens*, *Acacia serberiana* et, depuis une époque récente, l'arachide (DAVEY, 1958). Il prolifère dans les stocks de graines localisés dans les greniers à grains des villages. Dans une moindre proportion, on le rencontre sur des hôtes sauvages, où il peut se reproduire même en l'absence d'arachide (Matokot et al., 1987). La reproduction et la ponte se déroulent dans un laps de temps très court (entre 8 et 10 jours après l'émergence de l'insecte). Les larves vont se nourrir des graines d'arachide pendant 24 à 32 jours, les rendant impropres à la consommation. La transformation de la larve en Nymphe s'effectue dans la graine, et le temps de métamorphose est d'environ 15 jours jusqu'à l'émergence de l'adulte.

Figure [3] : Cycle biologique de *Caryedon serratus*
Bruchidae
Caryedon serratus



Les réserves d'arachide étant entreposées dans les villages, la densité de zones urbaines (bâti) a par conséquence été retenue comme variable d'intérêt pour l'étude de l'effet de la structure et de la composition du paysage sur l'abondance de ce ravageur. Associé à la densité de végétation, l'échantillonnage permettra d'évaluer la dynamique des adultes pendant la saison sèche ainsi que celle de leurs ennemis naturels.

I.3.2 Méthodologie et outils

1.3.2.b Organisation du stage

La réalisation d'une carte d'occupation du sol à partir d'une image satellite est principalement basée sur les caractéristiques radiométriques (c'est-à-dire le spectre d'émission) des entités que l'on cherche à caractériser. Dans un premier temps, nous avons opéré des transformations radiométriques sur l'image satellite pour convertir l'image du compte-numérique vers la luminance puis de la luminance vers la réflectance. Ces transformations préliminaires permettront de comparer nos résultats avec des travaux ultérieurs.

Nous avons effectué une analyse préliminaire des données grâce à un croisement entre les relevés de terrain et les données issues de l'image satellite. Nous avons procédé à une analyse statistique de la radiométrie des objets que l'on cherche à cartographier. La radiométrie étant une valeur numérique, nous avons réalisé différentes Analyses en Composantes Principales dont la méthodologie sera détaillée dans la partie II, pour tenter d'identifier des groupes d'indices radiométriques discriminants pour nos objets. En effet, l'un des objectifs de ce stage est également de répondre aux objectifs d'extraction et d'identification des espèces végétales tout en proposant un processus de cartographie qui soit simple et qui puisse être réappliqué à d'autres zones d'études.

La bibliographie relative à la réalisation de cartes à partir d'images satellites est aujourd'hui assez dense (logiciels, outils, indices, etc.). Nous avons utilisé le logiciel eCognition, développé pour l'analyse de données spatialisées, qui comparativement aux autres logiciels de traitement d'images satellites que nous avons pu utiliser au cours de ce stage (voir liste ci-après) offre à l'utilisateur un panel élargi d'outils et de fonctionnalités pour la réalisation de cartes. Cependant, encore très peu de publications concernent la construction de l'algorithme qui permettra de réaliser une carte sous eCognition en termes techniques. En conséquence, il est souvent difficile pour l'utilisateur de justifier ses choix techniques. Les analyses préliminaires concernant la radiométrie des objets ont donc été conduites dans l'objectif de guider et d'orienter la construction de la carte d'occupation des sols. Nous avons par la suite effectué une validation grâce à un jeu de données de terrain.

La caractérisation de l'organisation du territoire a ensuite été réalisée via l'extraction des trois variables suspectées comme étant déterminantes dans la dynamique des insectes ravageurs du mil et de l'arachide, que sont la densité de mil, la densité de végétation et la densité de zones urbaines. A partir de ces indices, nous avons divisés le territoire en typologie d'organisation ou patchs. Par patchs nous entendons une unité structurelle homogène du territoire. La taille d'un patch peut être variable : un arbre isolé dans un champ de 25m² peut-être défini comme unité structurelle. L'hétérogénéité maximale acceptée est un point essentiel à l'identification de ces patchs. Ici nous nous sommes attachés à caractériser la diversité de densité de mil, de végétation et de zones urbaines à travers la zone d'étude.

La caractérisation de la structure et de la composition du territoire par trois indices seulement nous a finalement permis, en présence d'un ensemble de contraintes, de réaliser un plan d'échantillonnage qui permettra d'analyser la dynamique des ravageurs du mil et de l'arachide dans le territoire, afin de quantifier les services écosystémiques rendus par les parcs agroforestiers à *Faidherbia albida* de l'ouest du Sénégal. Ce plan d'échantillonnage ne peut pas être qualifié de stratifié au sens stricte, car le nombre d'échantillons représentant chaque classe n'est pas proportionnel à la part de ces classes dans l'occupation du sol (% du total). Cependant, nous avons respecté les contraintes de représentativité et de répétitivité dans les données, tout en s'adaptant aux contraintes matérielles de l'étude, à savoir la disponibilité de seulement 50 pièges. Nous avons donc, au terme de ce stage, réalisé deux plans d'échantillonnages croisant chacun deux variables (soit 9 modalités chacun), et disposant d'au moins 5 pièges par modalités.

1.3.2.b Logiciels utilisés

Pour réaliser cette étude, nous avons utilisé des logiciels de manipulation d'images satellite, de gestion et d'analyse de bases de données. Le tableau suivant récapitule la liste des logiciels et les tâches pour lesquelles ils ont été utilisés au cours du stage.

ENVI

- Manipulations numériques et analyses sur l'image satellite. Ce logiciel, comparativement à ERDAS ou eCognition, permet le calcul d'indices texturaux¹ dans des canaux séparés, rendant d'une part leur analyse et leur manipulation plus aisée, et d'autre part assurant la fiabilité de leur source. Il est en effet possible de calculer de tels indices avec eCognition par exemple, mais beaucoup d'incertitudes existent sur les formules utilisées et les méthodologies de réchantillonnage² par exemple.



ERDAS

- Manipulations numériques sur l'image satellite. Ce logiciel, comparativement à ENVI ou eCognition, permet la construction de modèles de calculs qui permettent de visualiser les opérations mathématiques conduites sur les images satellites. Il nous a servi pour les corrections radiométriques et le formatage de l'image Pléiades.



eCognition developer

- Extraction de l'information radiométrique en vue d'une analyse préliminaire des données
- Réalisation de la carte d'occupation des sols : création d'un algorithme de segmentation de l'image (création de polygones) et d'attribution de classes (classification des polygones). Ce logiciel donne un plus grand contrôle des paramètres par l'utilisateur, comparativement à ENVI ou ERDAS, qui ne proposent que des méthodes de cartographie automatisées.



ArcGIS

- Manipulation du jeu de données terrain (base de donnée de points géoréférencés)
- Post-traitement et validation de la carte d'occupation des sols
- Création d'indices paysagers pour la réalisation du plan d'échantillonnage



R (2.14.0)

- Analyses préliminaires des données
- Elaboration des indices paysagers



EXCEL

- Manipulation des bases de données
- Extraction de l'information donnée par les analyses statistiques
- Analyses croisées dynamiques



Des informations spécifiques concernant les logiciels eCognition, ENVI et ERDAS seront données tout au long du rapport et dans les fiches de synthèse en Annexe 2, 3 et 4.

PARTIE II - Présentation, modification et analyse des données

II.1 Image satellite Pléiades de la zone de Dangalma Janvier 2013

II.1.1 L'imagerie satellite

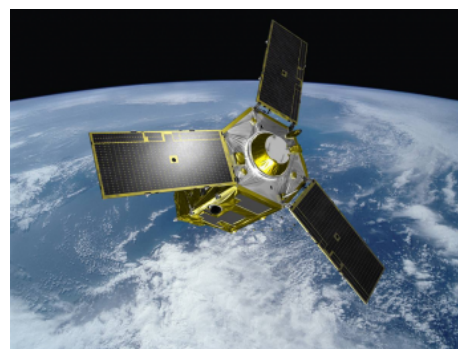
L'observation de la terre grâce à l'imagerie satellite a débuté en 1959 grâce au programme Explorer initié par l'agence spatiale américaine de la NASA. Depuis ces premiers satellites, des efforts ont été entrepris pour améliorer la qualité des images obtenues.

L'acquisition par satellite est basée sur la mesure des rayonnements électromagnétiques émis ou réfléchis par les objets étudiés dans certains domaine de fréquences (infrarouge, visible, micro-ondes) que l'on appelle en télédétection les canaux, ou bandes. Ceci est rendu possible par le fait que ces objets (plantes, maisons, surfaces d'eau ou masses d'air) émettent ou réfléchissent du rayonnement à différentes longueurs d'onde et intensités. Le capteur satellite enregistre ce rayonnement en valeurs numériques ; on obtient ainsi une représentation de la scène par une matrice de pixels, chacun étant associé à une valeur qui pourra être traduite en nuances de gris pour la visualisation. Après corrections, on pourra analyser par ce biais la quantité physique de la réflectance de la surface, à savoir la proportion du rayonnement solaire incident effectivement réfléchi.

Plus la résolution est grande (plus petite est la taille du pixel), plus l'image obtenue sera fidèle à la réalité. Dans la même logique, plus la valeur d'un pixel peut varier, plus on obtient de nuances et donc de précisions. En réalité, l'œil humain ne peut détecter qu'une dizaine de nuances de gris mais grâce à des logiciels comme eCognition, nous sommes aujourd'hui à même de traiter de manière automatisée des scènes très complexes avec un haut niveau de précision.

Le satellite capture le rayonnement émis ou réfléchis par les objets visés de manière simultanée dans plusieurs gammes de longueur d'onde. Chaque satellite se différencie entre autre de par la résolution et la richesse spectrale de son radiomètre, c'est-à-dire les longueurs d'ondes que sont capables de filtrer les différents canaux, et le nombre des canaux. Les spectres les plus couramment capturés sont situés dans le visible (380-780nm) et le proche infrarouge (780nm – 1µm). Deux modes sont disponibles : le mode multispectral, comportant plusieurs bandes qui serviront à réaliser des compositions colorées pour l'affichage, et le mode panchromatique qui ne comporte qu'une seule bande et capture le rayonnement sur tout le spectre visible à une résolution plus grande que le mode multispectral. On associe en général une image multispectrale et sa correspondante panchromatique pour les analyses en télédétection. Ainsi, on a une information précise à la fois sur la radiométrie et la structure des objets que l'on étudie.

Figure [4] : Vue d'artiste du satellite Pléiades



II.1.2 Le satellite Pléiades

Le programme Pléiades est issu de la collaboration entre les agences spatiales française, suédoise, belge, espagnole, autrichienne et des ministères de la défense français, espagnol et italien. Deux satellites (Pléiades 1a et 1b) ont été lancés respectivement en décembre 2011 et 2012. Ils observent une orbite héliosynchrone. Cela signifie que la rotation du satellite autour de la terre est synchronisée avec la rotation de la terre autour du soleil. De ce fait, le satellite se trouve chaque jour à la même heure aligné sur la même position géographique. Sa capacité d'acquisition utile pourra atteindre entre 450 et 600 images par jour. Le satellite Pléiades a été conçu pour acquérir 4 bandes en mode multispectral à une résolution de 2m et une bande entre 480 et 830 nm en mode panchromatique à une résolution de 0,5 m. Grâce à la finesse de la résolution des images qu'ils capturent, ces satellites constituent une avancée majeure pour la science appliquée à la gestion des territoires.

Mode	Canal	Bande spectrale		
Multispectral	1	430 – 550 nm (bleu)	Echantillonnage canal panchromatique	50 cm
	2	490 – 610 nm (vert)	Echantillonnage canal Multispectral	2 m
	3	600 – 720 nm (rouge)	Trace au sol	20 km
	4	750 – 950 nm (proche infrarouge)	Orthorectification	non
Panchromatique	P	480 – 830 nm (noir & blanc)		

SOURCE : <http://smc.cnes.fr>

Tableau [1] : Caractéristiques de l'image satellite Pléiades 1B acquise en janvier 2013

Source et format de l'image

L'image qui a été achetée par le CIRAD a été produite par Astrium GeoInformation Services le 16 janvier 2013. La commande était constituée d'une image multispectrale et de sa correspondante panchromatique. Ces commandes ont été livrées avec leurs métadonnées, qui fournissent de précieuses informations à la fois sur la nature et l'ordre des canaux (ou bandes) mais aussi sur les conditions au moment de la prise de vue (angle solaire, gain, biais...) qui seront utiles pour effectuer des corrections radiométriques par la suite. Le fournisseur, ici Astrium, opère au préalable un certain nombre de corrections puis compresse les données au format Jpg2000 ou Géotif pour les transmettre au client. Nos données ont été encodées en 8 octets, c'est-à-dire que chaque pixel reçoit une valeur comprise entre 0 et 255. Grâce à cette manipulation on peut afficher l'image en 256 nuances de gris, c'est l'image dite en « comptes-numériques ».

II.1.3 Correction radiométrique de l'image satellite

II.1.3.a Sources d'interférences sur les images satellites

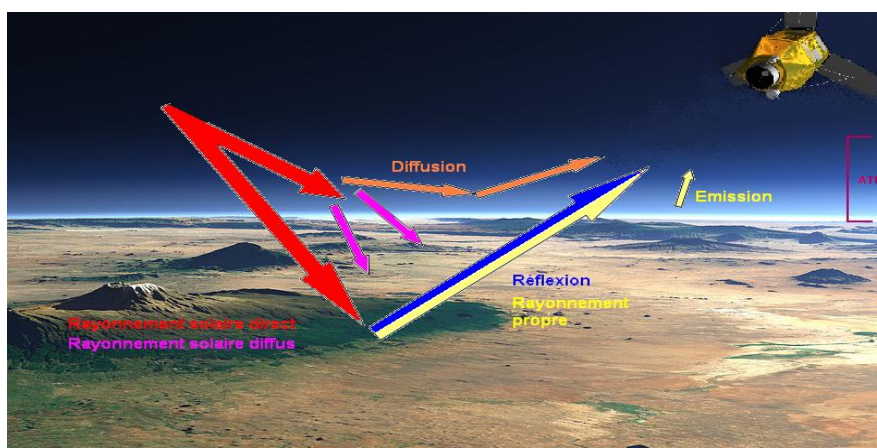


Figure [5] : Comportement des rayons solaires à travers l'atmosphère

SOURCE IMAGE : [HTTP://EOEDU.BELSP.O.BE/FR/GUIDE/CORRADIOM.ASP?SECTION=3.3](http://EOEDU.BELSP.O.BE/FR/GUIDE/CORRADIOM.ASP?SECTION=3.3)

Le rayonnement solaire est perturbé par sa traversée de l'atmosphère et n'éclaire pas tous les objets sous le même angle. La lumière réfléchiée par les objets doit également traverser l'atmosphère en retour, avant d'être analysée par le capteur du satellite. Ces traversées engendrent des perturbations, qui sont dues à la présence de gaz et de poussières qui peuvent absorber et/ou réfléchir certaines longueurs d'ondes, modifiant ainsi les propriétés spectrales du rayonnement (Figure 5).

Une erreur de positionnement du satellite sur son orbite ou le relief (entre autres) peuvent quant à eux déformer géométriquement l'image. De plus, des différences même minimes de vitesse de rotation entre la terre et le satellite induisent elles aussi des déformations géométriques. Le producteur, Astrium, effectue avant la livraison les corrections les plus élémentaires.

II.1.3.b Corrections géométriques et radiométriques effectuées après livraison

En ce qui concerne les interférences géométriques, la correction principale a consisté à appliquer une orthorectification de l'image. Il s'agit d'un redressement géométrique de l'image permettant sa superposition à la carte plane lui correspondant. Cette manipulation a été effectuée par les services du CIRAD.

Pour améliorer la radiométrie d'une image, certains logiciels proposent des outils pré-paramétrés. Il s'agit en fait de transformations mathématiques linéaires opérées sur la valeur des pixels. Nous avons effectué deux transformations, la conversion en luminance puis en réflectance.

•Calibration physique de la valeur des pixels : passage en luminance

Le passage d'une image d'un mode « comptes-numériques » à la valeur de « Luminance » consiste à appliquer la fonction de transfert inverse du capteur qui a codé l'intensité du rayonnement enregistré. On obtient ainsi une matrice de pixels dont la valeur est une quantité physique. En outre, on rétablit la dynamique inter bandes, estompée par ce codage en compte numérique. L'opération est une fonction linéaire faisant intervenir le gain et le biais du capteur, renseignés dans les métadonnées fournies par le producteur (Tableau 2).

$$L = (CN/G) + B$$

L : Luminance

CN : Compte numérique

G : Gain

B : Biais

L'Annexe 5 présente le modèle utilisé dans le logiciel ERDAS IMAGINE pour effectuer le calcul. Il s'agit en fait, pour chaque bande, de calculer la nouvelle valeur des pixels d'après l'équation de passage en luminance, puis de reconstruire l'image multispectrale.

•Calibration optique de la luminance: passage en réflectance

Cette manipulation s'effectue sur l'image calibrée en luminance, afin de revenir à la valeur physique absolue de mesure du rayonnement réfléchi par la scène : la réflectance. Elle a pour but de corriger les effets d'éclairement de la scène, dus en particulier à la hauteur du soleil dans le ciel et à son intensité de rayonnement au moment de l'acquisition de l'image, afin de rendre comparable les valeurs analysées à d'autres acquises à une autre date ou sur une autre scène. On effectue une calibration en réflectance dite « au dessus de l'atmosphère », qui ne tient pas compte des effets atmosphériques locaux. Elle nécessite d'avoir connaissance d'un certain nombre de paramètres répertoriés dans les métadonnées (Tableau 2), parmi lesquels le jour et l'heure exacte locale de la prise de vue, l'angle solaire et l'irradiance solaire associée à chaque bande.

bande	BLEU	VERT	ROUGE	PIR	PANCHRO
Gain absolu	9,59	9,16	10,33	15,64	11,36
Biais	0	0	0	0	0
Irradiance solaire	1915	1830	1594	1060	1548
Date d'acquisition	16/01/2013				16/01/2013
Heure	10h40 et 11,042s				10h40 et 0,902s
Angle solaire :	43,38911905				43,38911905
DES :	1,015747				1,015747

**Tableau [2] : Caractéristiques de l'image satellite
Pléiades acquise le 16 janvier 2013**

Formule utilisée pour le passage en réflectance:

$$R = \frac{L \times PI \times Des^2 \times 100}{IRR \times \cos\left(\frac{As \times PI}{180}\right)}$$

R : Réflectance

L : Luminance

Des : Distance terre/soleil au jour et à l'heure exacte de la prise de l'image

IRR : Irradiance solaire (valeur différente pour chaque bande)

As : Angle solaire = 90 - élévation solaire

Source de la formule : Centre National d'Etudes Spatiales

•Compression des données : codage sur 16 octets

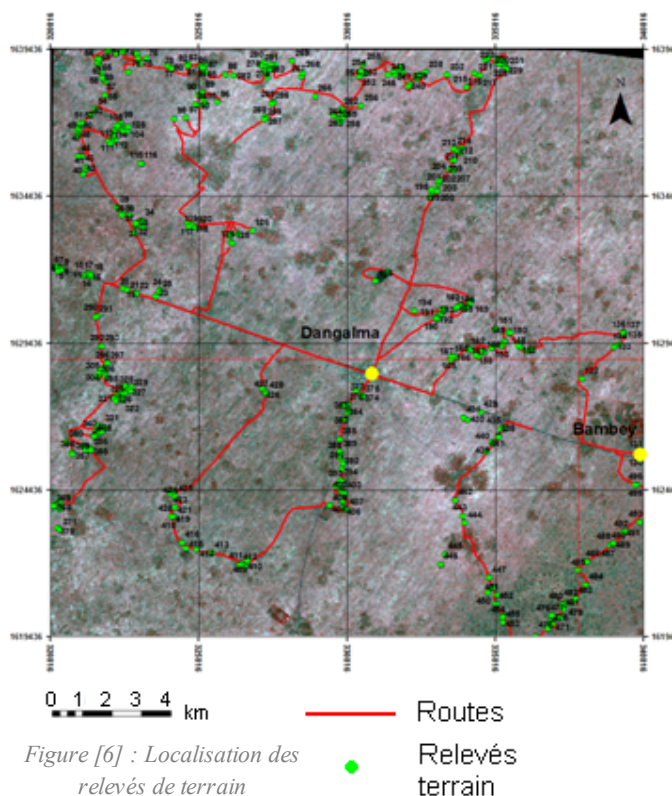
Cette manipulation a pour objectif, par une condensation et une égalisation des histogrammes de valeurs, d'obtenir des couches moins lourdes permettant ainsi une manipulation plus fluide des logiciels de télédétection. En effet, on diminue le nombre de niveaux de gris disponibles pour la représentation et on perd donc une partie de l'information de départ car certains pixels sont désormais groupés dans la même catégorie de niveau de gris. Cependant, en regard de la capacité des logiciels utilisés, cette perte d'information est minime et n'impacte pas nos résultats d'après l'experte en télédétection référente du projet, Camille Lelong.

II.2 Campagne de relevés de terrain sur la zone d'étude Février 2013

Le cycle des ravageurs du mil et de l'arachide est encore mal connu, notamment en ce qui concerne les hôtes des ravageurs durant la saison sèche et la localisation de leurs ennemis naturels. L'une des hypothèses de l'équipe est que les fruits des arbres présents dans la zone (principalement *Faidherbia* et baobab) sont des refuges potentiels pour ces insectes. L'étude de leur dynamique permettra donc d'évaluer les services écosystémiques rendus par les parcs agroforestiers à *Faidherbia albida* en termes de régulation naturelle des ravageurs. L'image satellite a été capturée en Janvier pendant la saison sèche dans le but d'explorer la capacité des logiciels de télédétection et des images Pléiades à détecter les espèces arborées, l'absence de cultures à cette époque de l'année permettant d'isoler plus facilement les arbres.

L'équipe Carabe a également réalisé une campagne de relevé en Février 2013 dans la région de Dangalma dans le but de collecter un maximum d'informations sur la végétation arborée et l'occupation du sol. La détection des parcelles culturales a été un objectif secondaire, mais bien que les cultures aient déjà été récoltées, il a été possible de discerner

Localisation des relevés de terrain



l'assolement grâce aux résidus de cultures présents sur les parcelles lors de la campagne de terrain. Des zones ont été préalablement sélectionnées par l'équipe grâce à l'image satellite acquise en Janvier 2013. 420 échantillons ont été récoltés sur toute la zone. Pour chaque arbre/arbuste inventorié, les informations collectées ont concerné l'espèce, la localisation géographique, la hauteur, la densité de feuilles et leur couleur et l'environnement culturel.

La fiche de terrain utilisée est présentée en Annexe 6.

Classes d'espèce	Nb	Classes de cultures	Nb
« Kheul »	1	Arachide	73
Acacia nilotica	3	Arachide/Mil	3
Acacia prosopis	1	Arachide/Niebe	1
Acacia radiana	2	Aucune	1
Acacia scorpioides	3	Bissap	4
Acacia seyal	17	Bissap/Jachère	1
Adansonia digitata	54	Cassia tora	8
Anogeisus leiocarpus	14	Friche	4
Azadirachta indica	13	Herbacées sèches	26
Balanites aegyptica	75	Jachère	6
Bauhinia reticulata	2	Maraîchage	6
Bauhinia rufescens	3	Mil	216
Borassus aethiopicum	6	Mil/Arachide	4
Carica papaya	1	Niebe	14
Ceiba pentandra	2	Sorgho	6
Celtis integrifolia	9		
Combretum micranthum	4		
Diospyros mespiliformis	4		
Eucalyptus	2		
Euphorbia balsamifera	7		
Faidherbia albida	79		
Guiera senegalensis	27		
Mangifera indica	11		
Mitragyna inermis	2		
Parinari macrophylla	4		
Parkia biglobosa	3		
Pourpartia birrea	1		
Prosopis	3		
Wolof	2		
Tamarindus indica	16		
Ziziphus mauritania	8		

35 classes d'espèces végétales et 22 classes d'occupation du sol ont été décrites au cours de cette campagne. Certaines de ces classes sont cependant très peu représentées. Le Tableau 3 répertorie la nomenclature utilisée et le nombre d'échantillons récoltés pour chaque classe.

L'objectif initial de notre étude est de caractériser les espèces arborées de la zone d'étude grâce à eCognition. Cependant, certaines espèces étant très peu représentées, il est difficile de les caractériser, par manque d'échantillons et d'exemples. En effet, si la reconnaissance des arbres à partir de l'image

satellite est rendue aisée par l'absence des cultures, l'identification des espèces à l'œil nu s'avère hasardeuse. Certaines espèces comme le Baobab ou le Balanites (*Balanites aegyptica*) sont facilement reconnaissables, notamment du fait de la structure de leur houppier, mais la plupart des espèces ne sont pas identifiables de visu. Des différences radiométriques concernant l'occupation du sol, même après récolte, nous ont amenées à essayer de différencier les grands types de culture. Les zones de maraîchage sont quant à elles très particulières ; géométriques et organisées, leur radiométrie se rapproche de celle des arbres.

Pour tenter de discriminer ces classes, nous avons donc réalisé une étude préliminaire sur les données issues des relevés de terrain, basée sur des analyses statistiques. Nous nous sommes intéressés à la fois à caractériser la radiométrie des différentes classes, mais aussi à analyser l'organisation spatiale du paysage.

Tableau [3] : Nomenclature utilisée lors de la campagne de relevés de terrain de février 2013

II.3 Analyse préliminaire des données

Notre objectif est d'utiliser les données dont nous disposons, à savoir l'image satellite Pléiades capturée le 16 Janvier 2013 et la campagne de relevés de terrain effectués en Février 2013, pour réaliser la carte d'occupation du sol de la région de Dangalma. Cette démarche s'inscrit dans un contexte d'exploration des outils de télédétection pour la réalisation de cartographies assistées par ordinateur. Nous avons choisis d'utiliser le logiciel eCognition avec une **approche orientée objet** qui nous permettra de créer le parcellaire (segmentation) et de discriminer les espèces végétales et les différentes occupations du sol (classification).

Démarche méthodologique

La première étape de la réalisation de la carte d'occupation du sol a consisté en l'analyse de la structure et de la composition du paysage par une photo-interprétation accompagnée des relevés de terrain, ceci dans le but d'établir la liste des classes que l'on cherchera à cartographier. Après avoir identifié les strates et les classes qui composent le paysage, nous avons segmenté finement l'image pour extraire les caractéristiques radiométriques des différents objets en vue de réaliser une analyse statistique qui nous permettra de mettre en lumière les indices les plus significatifs pour discriminer les classes.

En parallèle, une analyse des textures sur l'image panchromatique a été menée. L'analyse de texture a pour objectif de discriminer les objets non plus par leur radiométrie mais par leur structure spatiale. Selon une certaine taille de fenêtre (en pixels), on fait apparaître des typologies d'organisation du paysage comme par exemple des parcelles de maraîchage ou du bâti urbain. Une analyse statistique a permis de prendre en considération un ensemble de couches ou néocanaux que l'on importera dans le projet en même temps que les couches radiométriques (rouge, vert, bleu, proche infra-rouge, panchromatique) et qui servira à la segmentation et la classification de l'image.

Démarche statistique

L'Analyse en Composante Principales (ACP) est une méthode d'analyse statistique qui s'applique lorsqu'on dispose, comme dans notre cas, de données quantitatives (numériques) dans lesquelles un nombre élevé d'observations est décrit par un ensemble de variables. Cette méthode repose sur la représentation géométrique des observations et des variables selon différents référentiels appelés **dimensions**. Ces représentations permettent de voir si il existe une structure, non visible à priori, sur ces ensembles d'unité. L'ACP permet donc à la fois d'identifier des groupes au sein de la base de données, mais aussi d'étudier et de visualiser les corrélations entre les variables qui définissent ces groupes. C'est la méthode que nous avons utilisé au cours de ces analyses préliminaires.

A partir du tableau de données, le logiciel (ici R) va calculer un ensemble de données quantitatives (moyennes, variances, corrélations...). Nos données ont été centrées et réduites, pour ne pas introduire de pondération des variables qui soit due à leur unité de mesure. On obtient également des sorties graphique nous permettant d'analyser l'organisation des données et les relations entre les variables. Le principe de l'analyse des résultats d'une ACP est de sélectionner les facteurs qui permettent d'expliquer la plus grande part de variabilité entre individus. Les calculs permettent d'extraire l'inertie, ou poids (appelés **valeurs propres**) de chaque individu et variable pour chaque **axe factoriel**. Un axe factoriel (ou **composante principale**) est constitué d'une ou plusieurs variables qui varient linéairement et structurent les individus.

La première étape de l'analyse consiste en la sélection du nombre d'axes factoriels qui explique la plus grande part de variabilité observée entre individus, et qui permet donc d'obtenir un résumé suffisamment précis de l'information contenue dans le tableau de données. Cette sélection se fait grâce à l'histogramme des **éboulis des valeurs propres**, qui représente l'inertie (explication de la variabilité) portée par chaque axe factoriel. Ces axes vont servir de **dimensions** d'analyse.

On analyse ensuite la répartition des individus et des variables dans un graphique. Les coordonnées des points sont leurs valeurs propres dans les deux dimensions sélectionnées pour la représentation (très souvent 1 et 2). Ces graphiques sont respectivement appelés **Variable Factor Map** (représentation des valeurs propres des variables ou facteurs dans les dimensions) et **Individual Factor Map** (représentation des valeurs propres des individus ou observations dans les dimensions).

La représentation des facteurs en deux dimensions permet de déterminer les corrélations entre variables et également de mettre en évidence les variables explicatives. Nos calculs ayant été effectués sur la base de données centrée et réduite, une variable proche de l'origine du graphique pour une dimension sera moins explicative qu'une variable éloignée de l'origine, sa valeur propre (donc inertie dans la dimension considérée) étant plus élevée. La représentation des individus nous permet quant à elle d'identifier la répartition des individus selon les dimensions.

Le logiciel effectue enfin des tests statistiques sur les corrélations et la répartition des variables. On détermine ainsi la structure des axes factoriels en sélectionnant les variables portant la plus grande information. Un test statistique permet de comparer une hypothèse de travail (H1) avec l'hypothèse contraire, appelée hypothèse nulle (H0) qui veut que H1 soit fausse. Les hypothèses H1 à la base des tests effectués par R concernent le pouvoir explicatif des variables sur la répartition des individus. La **p-value** est la probabilité de rejeter H0 à tort, et donc d'accorder un pouvoir explicatif excessif à une variable. Plus la p-value est faible, plus le risque d'obtenir un « faux positif » est faible. Les variables ayant les p-value les plus faibles sont donc considérées comme les plus explicatives. Cette étape de l'analyse accorde une grande part au jugement de l'utilisateur, qui devra déterminer si les variables qui font sens au niveau statistique font aussi sens au niveau du contexte de l'étude. Certaines variables corrélées à d'autres peuvent par exemple ne pas être sélectionnées au profit de variables moins explicatives mais non corrélées.

SOURCE : C.DUBY, S. ROBIN, AGROPARISTECH

II.3.1 Analyse radiométrique

II.3.1.a Échantillonnage : détermination des jeux pour l'analyse

Dissociation des données de terrain entre le calcul et la validation

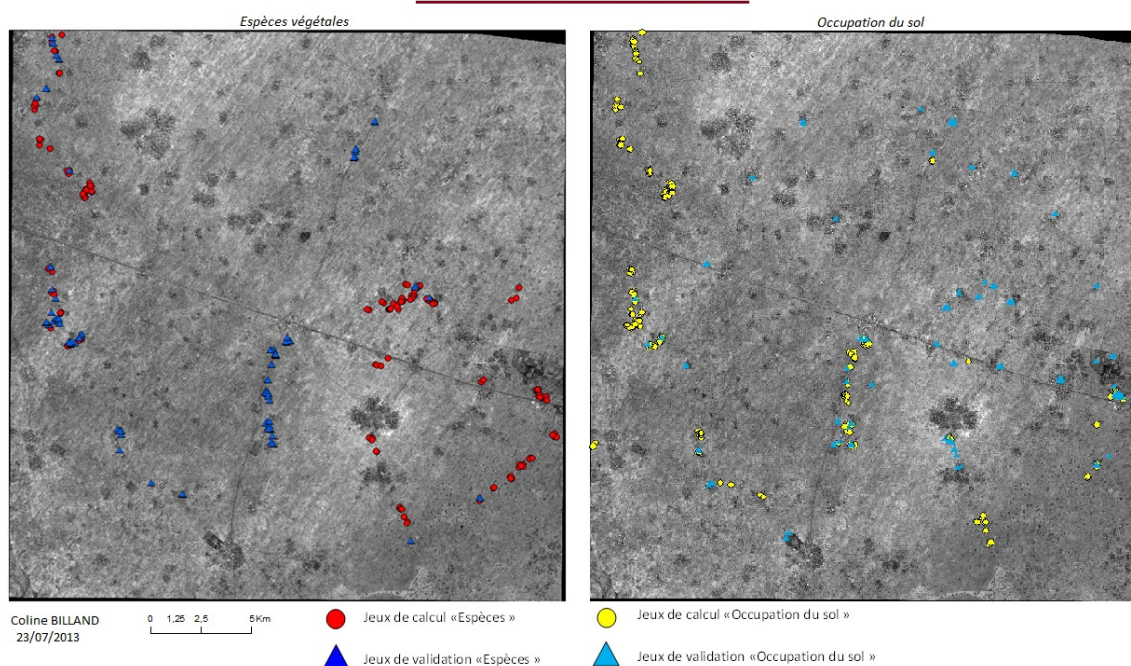


Figure [7] : Dissociation des données de terrain entre le calcul et la validation

Pour réaliser l'analyse radiométrique, nous nous sommes basés sur la campagne de relevés réalisée par l'équipe Carabe en Février 2013. 40% des relevés ont été mis de côté en vue de la validation et ne sont pas intervenus dans les analyses (Figure 7). Certaines classes n'ont pas été prises en compte lors des analyses du fait d'un nombre trop faible d'échantillons. Nous avons sélectionné 8 espèces végétales d'intérêt majeur pour l'étude de la dynamique des insectes ravageurs, qui sont les plus représentées sur la zone d'étude. Ils sont

répertoriés dans le Tableau 4.

Les autres types d'occupation du sol ont quant à eux été étudiées dans leur ensemble, à l'exception de trois cultures : bissap, cassia tora et sorgho. Les classes mixtes ou indéterminées au moment des relevés n'ont cependant pas été prises en compte. Nous verrons qu'à l'issue des analyses, une sélection a dû être faite concernant les classes à représenter.

Nom latin	Nom usuel	Strate
Acacia seyal	-	Arborée
Adansonia digitata	Baobab	Arborée
Azadirachta indica	Neem	Arborée
Balanites aegyptica	-	Arborée
Faidherbia albida	-	Arborée
Guiera senegalensis	-	Arbustive
Mangifera indica	Manguier	Arborée
Tamarindus indica	Tamarinier	Arborée

Tableau [4] : Espèces végétales retenues pour l'analyse et la cartographie

II.3.1.b Extraction des indices et construction de la base de données

Sur chacune des zones d'intérêt comportant des points de relevés, nous avons réalisé une segmentation fine de l'image, obtenant ainsi un « découpage » des arbres en plusieurs petits polygones (Figure 8). Une fois les polygones créés, on a localisé les points d'échantillonnage et on a ensuite extrait l'information concernant les variables radiométriques pour chaque échantillon, constituant ainsi une base de données de 315 observations.

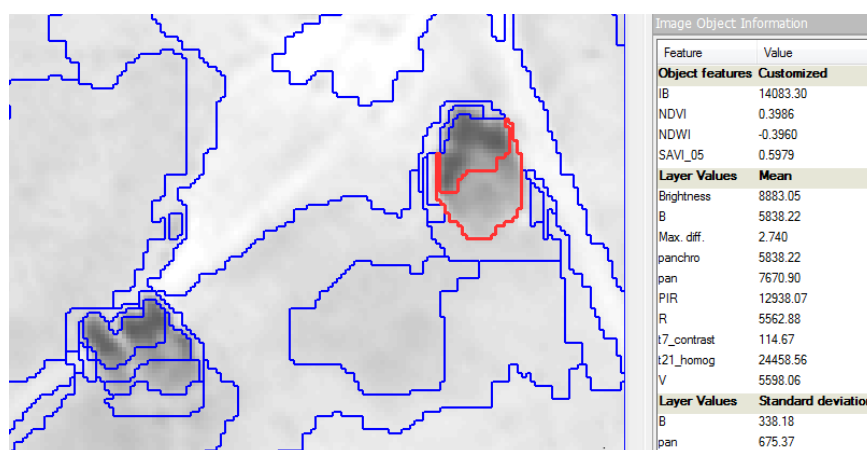


Figure [8] : Segmentation et extraction de l'information radiométrique

Les tableaux ci-après présentent les variables radiométriques prises en compte et les différentes classes analysées.

Mean_B	Mean_pan	Mean_PIR	Mean_R	Mean_V	Mean_Bright	Mean_Maxdiff
Moyenne du canal Bleu (B)	Moyenne du canal Panchromatique (pan)	Moyenne du canal Proche infra-rouge (PIR)	Moyenne du canal Rouge (R)	Moyenne du canal Vert (V)	variable radiométrique calculée par eCognition	variable radiométrique calculée par eCognition
Stdev_	R_	MiB_	MoB_	BC		
Déviations standard	Ratios	Mean of inner Border	Mean of outer Border	Border contrast		
Valeurs pour les bandes du Bleu, Vert, Rouge, PIR et Panchromatique						

IB	NDVI	NDWI	SAVI_05
Indice de Brillance	Normalized Difference Vegetation Index	Normalized Difference Water Index	Soil Adjusted Vegetation Index (0,5)

Tableau [5] : Liste des 36 variables potentiellement explicatives

$$IB^1 = \sqrt{R^2 + PIR^2}$$

$$NDVI^2 = \frac{PIR - R}{PIR + R}$$

$$NDWI^3 = \frac{PIR - V}{PIR + V}$$

$$SAVI_{05}^4 = \left(\frac{PIR - R - 0.5}{PIR + R} \right) \times 1.5$$

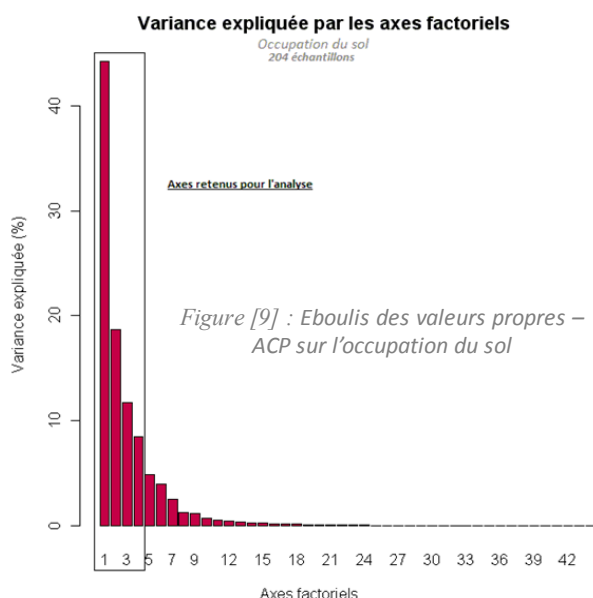
Liste des classes	Puit1	Puit2	Fumier	Eau	Sol nu	Maraîchage	Jachère	Niebe	Mil	Arachide
Précisions	Puits abandonnés		Puits récents		Céréales (cultures)					
Nb échantillons	10	8	13	7	12	25	40	11	40	40
Type	Ponctuels				Occupation du sol					

Liste des classes	Baobab	Tamarin	Manguier	Guiera1	Guiera2	Faidherbia	Balanites	Neem	Acacia seyal
Précisions	Dense				Eparses				
Nb échantillons	30	8	20	12	5	11	9	15	21
Type	Végétation naturelle								

Tableau [6] : Liste des 19 classes retenues pour l'analyse

Pour chaque échantillon, les variables radiométriques ont été extraites grâce à eCognition. La base de données finale est présentée en Annexe 17. Cette base de données a ensuite été utilisée sous R pour réaliser des tests statistiques par ACP sur la répartition des classes en fonction des variables radiométriques extraites.

II.3.1.c Analyse des données par ACP



1) Discrimination de l'occupation du sol

Les quatre premiers axes factoriels expliquent plus de 80% de la variabilité radiométrique observée entre les différentes classes d'occupation du sol (Figure 9). On détermine en général le nombre d'axes pertinents par la visualisation d'un « coude » dans le graphique. Ce coude se situe ici entre le quatrième et cinquième axe. Nous allons donc étudier les coordonnées des 36 variables radiométriques dans les quatre premières dimensions pour déterminer quelles sont les corrélations entre indices et où se situe l'information la plus pertinente. Notre objectif est de proposer une gamme réduite d'indices et de règles de classification qui puissent être réutilisées ultérieurement pour la réalisation d'autres cartes d'occupation du sol dans la région soudano-sahélienne.

¹ E. Nicoloyanni - (1990). Un indice de changement diachronique appliqué à deux scènes Landsat MSS sur Athènes (Grèce). *International journal of remote sensing*, 11(9). 1617-1623

² J.W. Rouse - (1973). Monitoring the vernal advancement and retrogradation of natural vegetation. Type ii report. *NASA/GSFC, Greenbelt, MD, USA*

³ B. cai Gao - (1996). NDWI, a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote sensing of environment*, 58(3). 256-266

⁴ A.R. Huete - (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote sensing of environment*, 25. 295 - 309

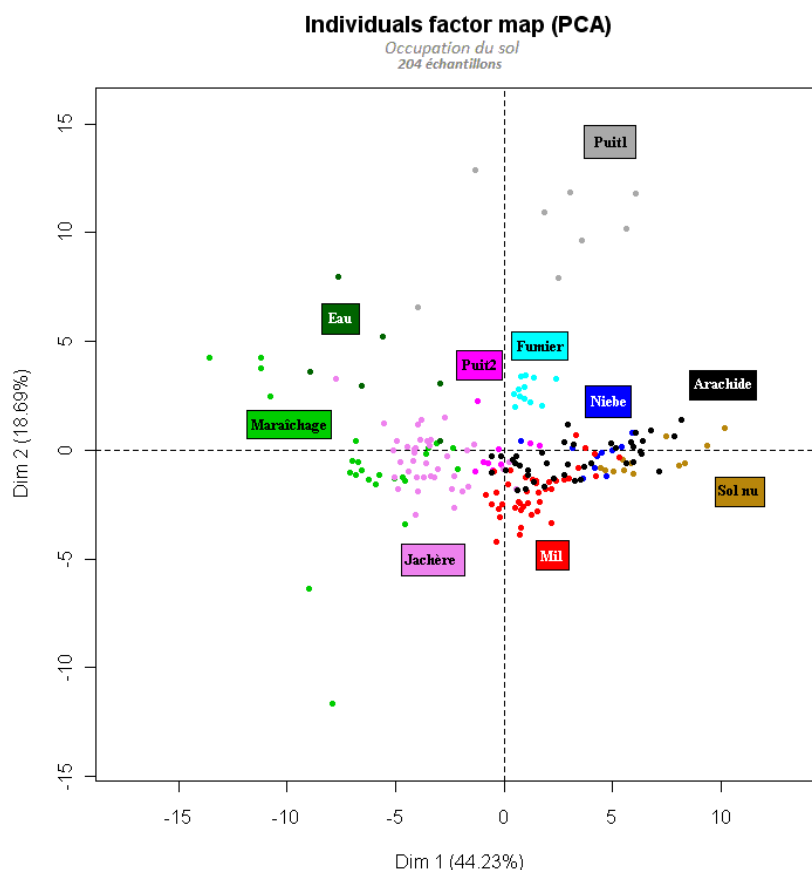


Figure [10] : Répartition des classes dans les dimensions 1 et 2 – ACP sur l'occupation du sol

Lorsqu'on observe la répartition des échantillons selon les dimensions 1 et 2 (Figure 10), on voit apparaître une discrimination des parcelles de maraîchage, de celles qui sont en jachère, du mil, du fumier, et des anciens puits (Puit1). Ces points sont bien groupés et distants des autres classes.

Au contraire, on voit apparaître un mélange entre les parcelles d'arachide, de niébé et de sol nu. La discrimination de ces classes sera sans doute plus difficile que pour les classes précédentes.

La disparité des points de la classe Eau est due au fait qu'au moment où a été acquise l'image satellite (janvier), les zones dépressionnaires décrites dans les relevés comme points d'eau sont asséchés. À ces endroits, soit les agriculteurs font pousser d'autres variétés (sorgho, bissap), soit des herbacées poussent de manière assez dense.

Pour la classe « Eau », on observe donc une confusion avec les zones de maraîchage et les jachères. Il a donc été décidé que la cartographie regrouperait les parcelles agricoles en jachère avec ces dépressions dans lesquelles pousse une végétation basse et assez dense.

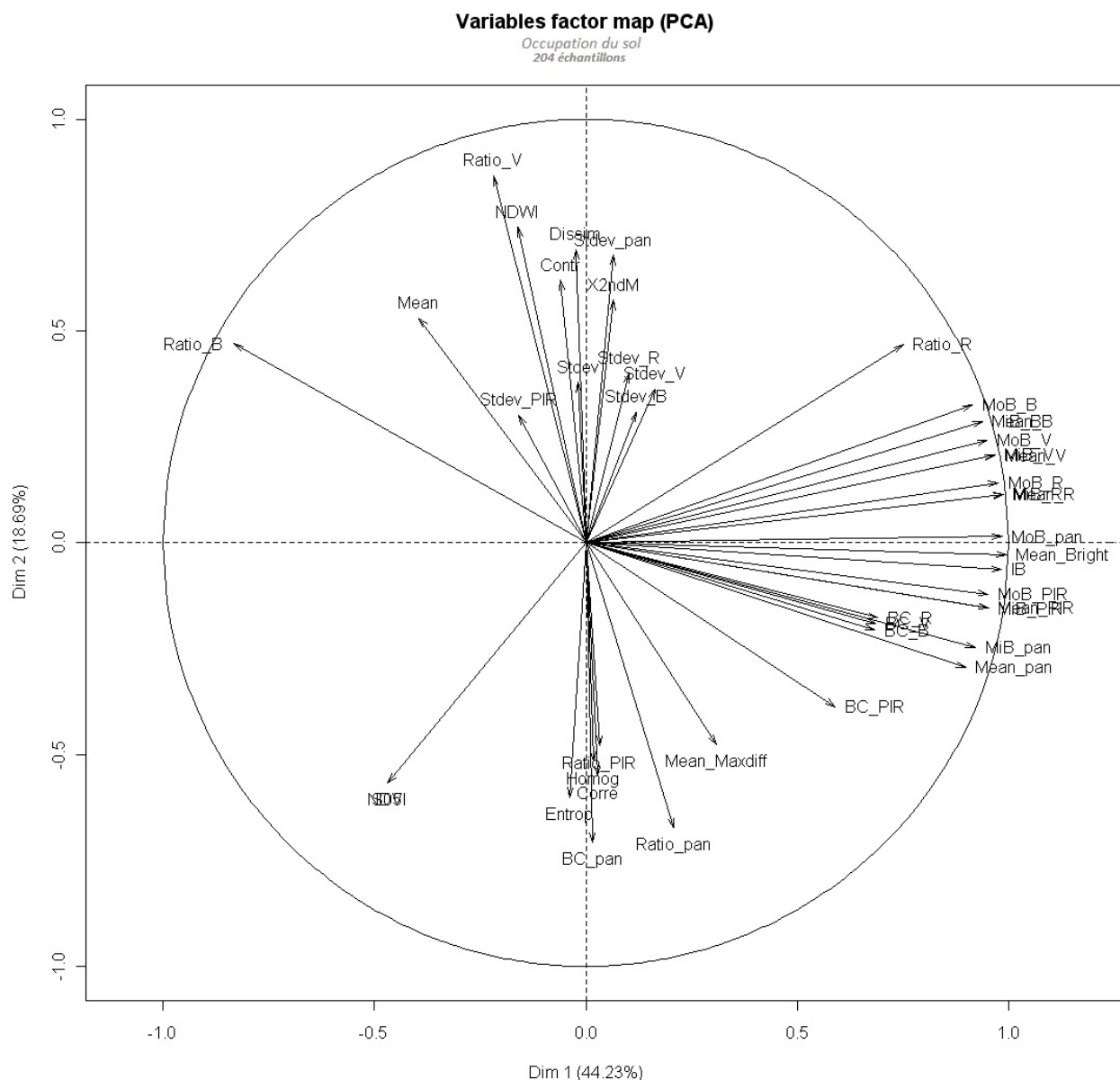


Figure [11] : Coordonnées des variables radiométriques dans les dimensions 1 et 2 – ACP sur l'occupation du sol

On peut voir que dans les dimensions 1 et 2 (Figure 11), beaucoup de variables radiométriques sont très fortement corrélées. Certaines de ces corrélations sont dues aux formules des indices (cf Tableau 5 page 30), qui font intervenir les moyennes de certaines bandes. De ce fait, il est normal que le NDWI (Normalized Difference Water Index), dont le calcul fait intervenir la moyenne du canal vert, soit corrélé avec la variable « Ratio_vert ». Indépendamment des corrélations d'ordre mathématique, on peut voir par exemple que le ratio de Bleu et le contraste du proche infra-rouge (BC_PIR) sont très négativement corrélés.

Grâce aux p-values associées aux variables, à leur représentation dans les quatre dimensions, et aux graphiques en boîte à moustache (Figure 12), on a pu établir la liste des indices les plus pertinents pour la discrimination de nos classes d'occupation du sol. Les graphiques sont présentés en Annexe 7.

Au terme de l'analyse, 11 indices ont été déterminés comme principalement pertinents : **IB, NDVI, NDWI, Mean_Bright, Mean_B, Mean_R, Mean_V, Mean_PIR, Mean_Pan, Ratio_B, Ratio_PIR et Ratio_V** (cf Tableau 5 page 30). Lorsqu'une corrélation apparaissait, un Ratio ou une moyenne a été préférée à un indice de contraste de bordure (BC), à une moyenne sur la bordure externe (MoB) ou interne (MiB) car ces variables dépendent fortement de l'environnement du polygone et donc suppose d'obtenir une délimitation parfaite des entités à cartographier si on veut les utiliser dans des règles de classification.

Graphiques en boîte à moustache

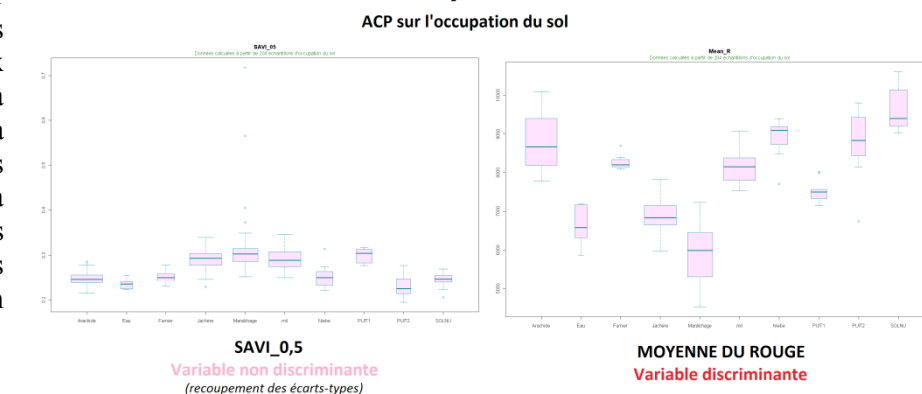


Figure [12] : Visualisation de l'effet discriminant des variables grâce aux graphiques en boîte à moustache – ACP sur l'occupation du sol

2) Discrimination des espèces

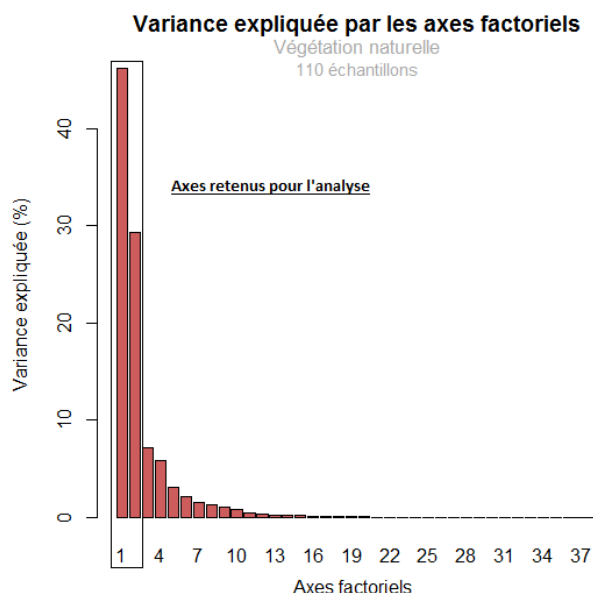
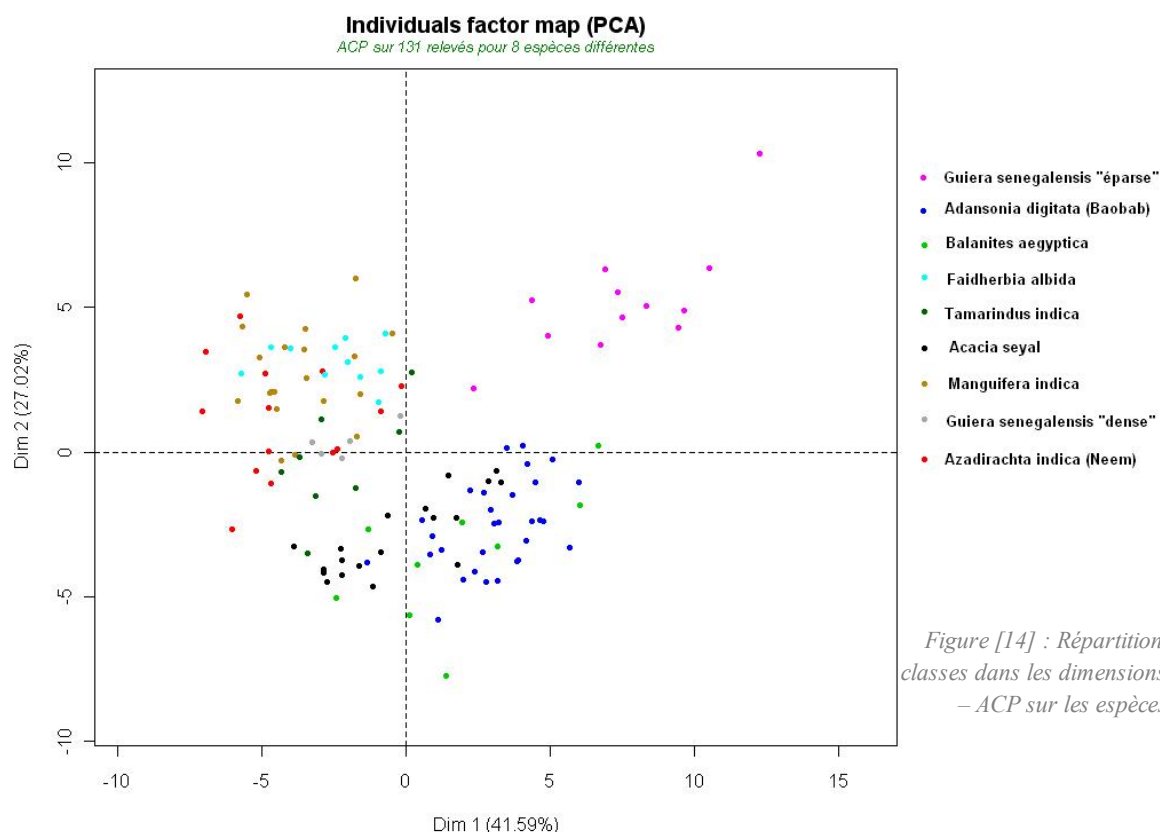


Figure [13] : Eboulis des valeurs propres – ACP sur les espèces

Le *Guiera s.* apparaît sous deux formes, dense ou dispatché. Nous avons donc différencié ces deux modalités pour l'étude. On analyse par ACP 36 indices radiométriques pour différencier 9 types de végétation sur 110 échantillons.

On peut voir sur la Figure 13 que les deux premiers axes factoriels (dimensions 1 et 2) expliquent près de 70% de la variabilité inter-espèces.

Nous nous sommes donc concentrés sur ces deux dimensions pour évaluer quels indices permettaient de discriminer nos 9 espèces, l'objectif étant toujours de pouvoir proposer une gamme réduite d'indices réutilisables pour la cartographie de zones similaires.



De même que pour l'occupation du sol, certaines espèces apparaissent très bien discriminées. C'est le cas du guiera « éparse » (buissons peu denses). Des groupes d'espèces sont peu discriminés : l'acacia, le baobab et le balanites sont trois espèces peu feuillues ou caduques qui n'émettent pas beaucoup d'ondes (radiométriquement « sombres »). Au contraire, le *Faidherbia a.*, le neem, le manguier et le tamarin sont des espèces au houppier plus développé, et émettent beaucoup plus dans les spectres rouge et infra-rouge

Grâce aux p-values associées aux indices dans les dimensions 1 et 2, à la Variable Factor Map pour les dimensions 1/2 et aux graphiques en boîte à moustache, on a pu établir la liste des indices les plus pertinents pour la discrimination de nos classes d'occupation. L'ensemble des sorties sont présentées en Annexe [10]. Au terme de l'analyse, 11 indices ont été déterminés comme principalement pertinents : **IB, NDVI, NDWI, Mean_B, Mean_PIR, Mean_R, Mean_t7_contrast, Mean_V, R_PIR, R_R, R_V.**

II.3.2 Analyse des textures

II.3.2.a Méthodologie

Une texture peut être définie comme un champ de l'image qui apparaît comme un domaine cohérent et homogène, c'est-à-dire formant un tout pour un observateur, malgré une apparente hétérogénéité totale. Elle est caractérisée par une forme et une configuration spécifique d'un groupe de pixels de niveaux de gris différents (Lake, 1991). C'est cette propriété de cohérence de la texture placée dans son contexte d'être perçue comme un tout homogène par l'œil humain qui sera recherchée le plus souvent par le traiteur des images, dans le but d'isoler les textures, soit pour segmenter l'image, soit pour reconnaître des régions homogènes.

L'analyse des textures permet donc de mettre en lumière certaines typologies d'organisation du territoire qui ne sont pas visibles en analysant la radiométrie seule. En effet, pour deux périmètres comportant les mêmes niveaux de gris, on peut avoir une organisation spatiale et donc une texture différente. Les calculs des indices de texture ont été faits avec le logiciel ENVI.

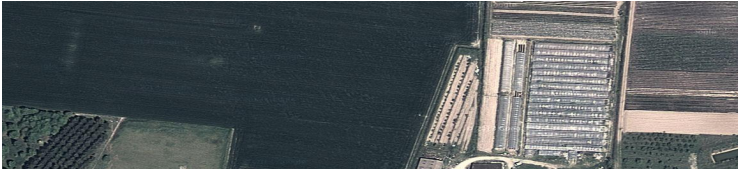


Figure [15] : Diversité des textures – Google Map, Sud-Ouest de la France

II.3.2.b Calcul des indices de texture

L'analyse de textures se base sur la matrice de co-occurrence, qui répertorie les transitions entre niveaux de gris. Cette matrice est carrée de dimension N, où N est le nombre de niveaux de gris rencontrés dans l'image. Dans notre cas, l'image panchromatique codée en réflectance comporte 4 294 967 296 niveaux de gris. De ce fait, les calculs ont été très longs.

Le calcul d'un élément [i,j] de la matrice se base sur le nombre de fois où un pixel d'une valeur i est adjacent à un pixel d'une valeur j dans la fenêtre déterminée. Le paramétrage du mode de calcul permet d'indiquer au logiciel dans quel sens se fait le passage d'un pixel à un autre (direction) et quel pixel adjacent est considéré (distance). Nous avons opté pour un paramétrage {0;0}, qui signifie qu'à partir du premier pixel (en haut à gauche dans la fenêtre), on regarde la transition avec le pixel immédiatement à sa droite.

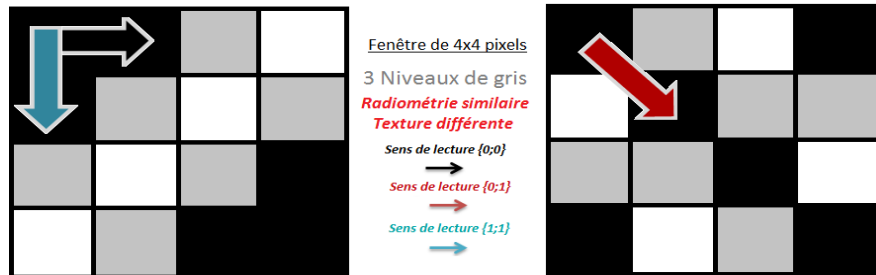


Figure [16] : Analyse des textures : calcul de la matrice de co-occurrence

A partir de la matrice de co-occurrence, on peut calculer 13 indices définis par Robert Haralick en 1973 dans l'ouvrage « *Textural Features for Image Classification, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* », qui correspondent à des statistiques de second ordre. Les indices présentés ci-après sont ceux calculés par le logiciel ENVI que nous avons utilisé pour cette étape de l'analyse. Tous les indices d'Haralick ne sont pas implémentés dans le logiciel car certains d'entre eux sont corrélés à d'autres.

Soit θ une direction (généralement $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ et 135°) et une distance d d'étude.

Alors $P(i,j, \theta, d)$ représente la cardinalité de l'ensemble des paires de pixels de la matrice de co-occurrence I ayant les caractéristiques suivantes :

$$I(x, y) = i \text{ et } I(x', y') = j \\ x - x' = d \text{ et } y = y'$$

Les attributs texturaux définis par Haralick sont alors donnés par :

<u>CONTRAST</u> (Contraste)	$\sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i, j)$
<u>CORRÉLATION</u> (Corrélation)	$\frac{\sum_i \sum_j (i, j) p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$

sont les moyennes et déviations standard de des fonctions de densité de probabilité partielles

<u>VARIANCE</u>	$\sum_i \sum_j (i - \mu)^2 p(i, j)$
avec μ : moyenne des $p(i, j)$	
<u>MEAN (Moyenne)</u>	$\sum_{i=2}^{2Ng} i p_{x+y}(i)$
x et y sont les coordonnées d'une entrée dans la matrice de co-occurrence et est la probabilité que la somme des coordonnées de la matrice de co-occurrence soit x+y	
<u>ENTROPY (Entropie)</u>	$-\sum_i \sum_j p(i, j) \ln(p(i, j))$
Lié à la taille des éléments constitutifs de la fenêtre	
<u>SECOND MOMENT (Moment des différences inverses)</u>	$\sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} (p(i, j))$
<u>DISSIMILARITY (Variance des différences)</u>	$\text{Dissimilarity} = \text{Variance des } p_{x-y}$
	Avec $p_{x-y}(k) = \sum_{i-j=k} p(i, j)$
<u>HOMOGENEITY (Second moment angulaire ou homogénéité)</u>	$\sum_i \sum_j p(i, j)^2$

Tableau [7] : Indices d'Haralick calculés par le logiciel ENVI

Source des formules : Germain, C., 1997

II.3.2.c Echantillonnage : zones représentatives et mosaïque

Dans un souci d'économie de temps de traitement, nous avons choisi de sélectionner des zones représentatives du paysage pour effectuer les analyses sur les textures. Une texture étant un schéma d'organisation du territoire, il a suffi de constituer une mosaïque qui soit, à la fin, représentative de l'hétérogénéité texturale de l'image de départ. Neuf zones ont été sélectionnées, extraites puis ré-assemblées pour obtenir une image panchromatique mosaïquée moins lourde que l'originale. Le cadre gauche de la Figure 17 représente l'emprise géographique de l'image satellite.

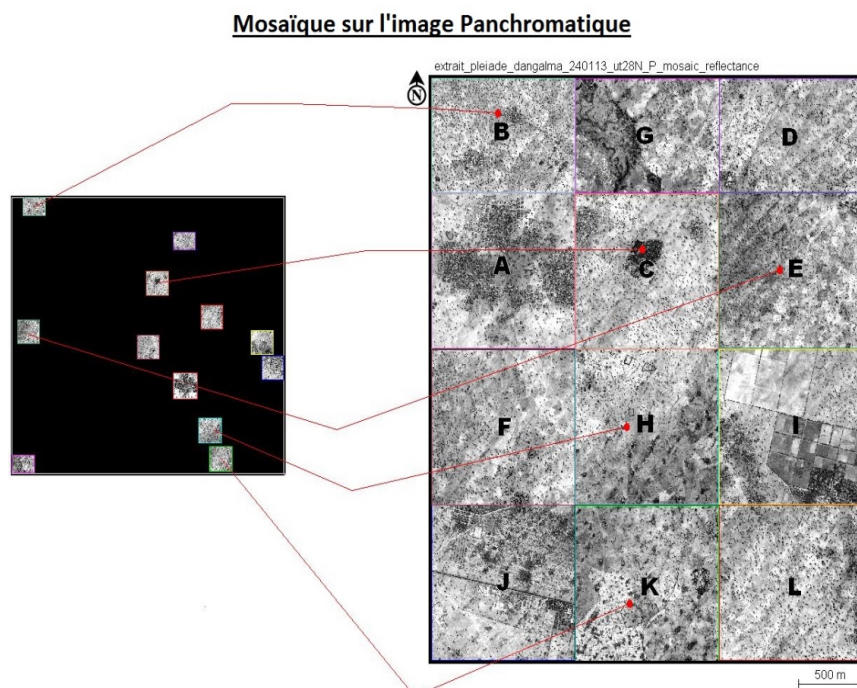


Figure [17] : Assemblage d'une mosaïque en vue des traitements

II.3.2.d Résultats des calculs de texture

Une fois la mosaïque construite, une requête sous ENVI lance le calcul des différents indices pour chaque taille de fenêtre définie. Différentes tailles de fenêtre ont été sélectionnées, suffisamment grandes pour englober les motifs élémentaires composant les différents motifs paysagers, mais suffisamment petites pour représenter l'hétérogénéité du paysage à petit échelle. Les différentes tailles de fenêtre utilisées pour l'analyse sont (en pixels) : 3 / 7 / 11 / 15 / 19 / 21 / 31 et 35. Le résultat pour chaque opération est une image de même emprise que l'image d'origine, avec pour chaque pixel l'attribution d'un niveau de gris. Sur ce type d'image, les pixels de textures homogènes ont des niveaux de gris identiques ou très proches.

L'image ci-contre illustre le résultat du calcul de l'indice « Mean » pour une fenêtre de 35 pixels.

Au terme des calculs effectués par le logiciel ENVI, nous obtenons 64 couches de textures (8 indices x 8 fenêtres), sur lesquelles nous en avons extrait les statistiques sur la répartition des valeurs des pixels. Nous avons analysé ces statistiques pour savoir quelles couches donnaient le plus d'information et s'il existait des corrélations entre couches (même information donnée sur l'organisation du paysage).



Figure [18] : Résultat de texture pour l'indice « Mean » sur une fenêtre de 35 pixels

II.3.1.e Sélection des indices les plus pertinents

A partir des statistiques produites par le logiciel ENVI (Annexe 19), nous avons voulu savoir quels indices et quelles tailles de fenêtre apportaient le maximum d'explication sur la discrimination des éléments du paysage. Deux analyses ont donc été réalisées puis croisées, l'une portant sur les indices pour chaque fenêtre, puis une portant sur la taille de fenêtre pour chaque indice. Nous allons présenter de manière illustrée la démarche effectuée sur les indices de la fenêtre de 3 pixels.

ACP sur les indices, exemple pour la fenêtre de 3 pixels

1) Extraction des statistiques

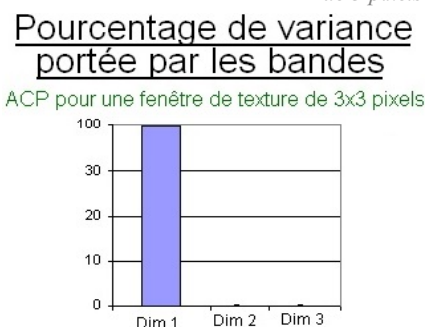
A l'issue des calculs, on obtient quatre tableaux de statistiques :

- Les statistiques basiques (min, max, moyenne, déviations standard et % total des valeurs propres)
- Les coordonnées des indices dans les différentes dimensions
- Les corrélations entre les indices
- Les valeurs propres dans les différentes dimensions

2) Calcul de l'éboulis des valeurs propres, variance expliquée et dimensions retenues

Les statistiques produites par ENVI étant exportées sous Excel, les sorties graphiques usuelles d'ACP ont dû être construites manuellement. A partir de la répartition des valeurs propres (statistiques basiques) on construit le diagramme des éboulis des valeurs propres

Figure [19] : Eboulis des valeurs propres -Fenêtre de 3 pixels



selon les dimensions (Figure 19), qui nous enseigne sur le pourcentage de variance expliquée par les différents axes. On peut voir sur la Figure 19 que presque 100% de la variabilité observée sur l'image est expliquée par la répartition des indices selon la dimension 1. Sachant cela, nous n'aurons donc pas besoin d'analyser les coordonnées des indices dans toutes les dimensions mais seulement dans la première car elle porte presque toute l'information.

3) Détermination des corrélations et des indices explicatifs

Nous avons vu dans l'étape 2) que seule la dimension 1 est véritablement explicative et permet d'établir des différences statistiquement significatives entre les indices de texture pour la fenêtre de 3 pixels. Pour la fenêtre de 3 pixels, on effectue la représentation des indices dans la dimension 1 (Figure 20) à partir de leur coordonnée dans cette dimension (Annexe 18).

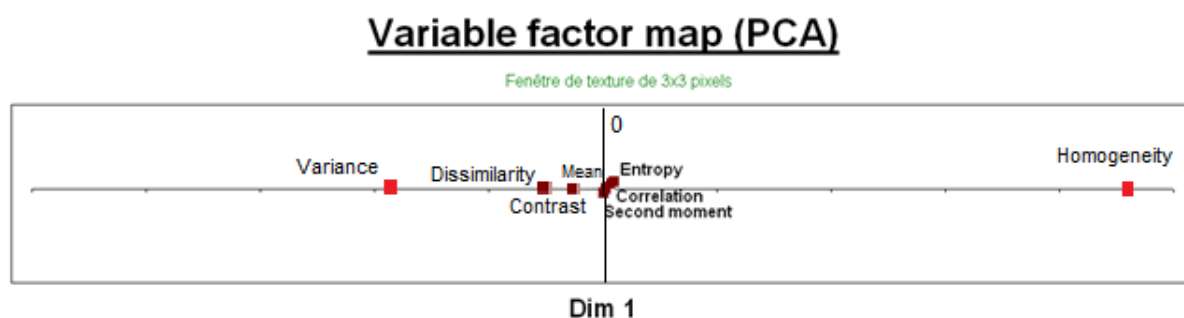


Figure [20] : Coordonnées des indices dans les dimensions 1 et 2 – Fenêtre de 3 pixels

•Pertinence des indices

Les indices les plus éloignés de l'origine ont la p-value la plus importante dans la dimension 1. D'après la Figure 9, « Homogeneity » et « Variance » sont les indices qui expliquent le mieux la répartition des valeurs pour la fenêtre de 3 pixel.

Synthèse des résultats

En appliquant la méthodologie précédente à toutes les fenêtres de texture puis à tous les indices, on a pu croiser les résultats pour définir les couches de textures qui seront les plus pertinentes pour la classification de l'image satellite. Pour chaque taille de fenêtre et chaque indice, l'analyse des corrélations et l'extraction des variables les plus explicatives nous permet de retenir dans chaque cas un nombre limité de variables. On croise ensuite les informations sur les indices et les informations sur les tailles de fenêtre pour ne retenir que les variables contenant la plus grande information.

Un exemple, pour l'indice de texture « Contrast » de la fenêtre de 7 pixels :

Indice	Contrast
Dimensions	1
Corrélations	11, 15, 19, 21, 31, 35
Pertinence dim 1	3, 7, 11, 15
Pertinence dim 2	x
Pertinence dim 3	x
Indices retenus	3, 7, 11

Tableau [8] : Corrélations et pertinence des tailles de fenêtre pour l'indice Contrast – Fenêtre de 3 pixels

Selon le Tableau 8, pour l'indice « Contrast », les tailles de fenêtres les plus pertinentes sont 3, la 7, la 15 et la 11. La fenêtre 15 étant corrélée à la 11, on ne retiendra que les tailles 3, 7 et 11.

Fenêtre	3x3	7x7	11x11
Dimensions	1	1, 2	1, 2, 3
Corrélations	Variance / Dissimilarity / Correlation Homogeneity / Second moment	Mean / Second moment / Homogeneity Variance / Entropy	Dissimilarity / Second moment / Variance Homogeneity / Entropy
Pertinence dim 1	Variance, Homogeneity	Variance / Mean	Homogeneity / Variance / Mean
Pertinence dim 2	x	Contrast / Mean	Contrast / Mean
Pertinence dim 3	x	x	Correlation / Second moment
Indices retenus	Variance, Homogeneity	Variance / Mean / Contrast	Variance / Correlation / Mean / Homogeneity

Tableau [9] : Corrélations et pertinence des indices pour les fenêtres de 3, 7 et 11 pixels

Si on regarde le Tableau 9 des analyses par taille de fenêtre, on peut voir que pour les fenêtres 11 et 3, le contraste ne joue pas un rôle explicatif majeur (dernière ligne du tableau). L'information principale ne réside pas, pour ces fenêtres, dans l'indice « Contrast ». Par contre, l'indice « Contrast » a un fort pouvoir explicatif pour la fenêtre de 7 pixels.

L'indice « Contrast » de la fenêtre de texture de 7 pixels est donc retenu comme information pertinente pour l'analyse de nos images sous eCognition. C'est une couche de pixels de 0,5m de résolution sur l'emprise de la zone qui fait environs 7 gigas octets au format 32bit float. On comprend donc pourquoi on ne peut pas se permettre d'utiliser toute l'information disponible car le matériel à disposition nous pose des limites en termes de capacité de traitement des données. Un ensemble de 40 couches de 8Go chacune ne pourrait pas être traité et cette analyse préliminaire a permis de déterminer où se situait l'information la plus pertinente. Nous avons finalement sélectionné 6 couches, présentées dans le Tableau 10.

Contrast	Fenêtre	7	Mean	Fenêtre	7
Variance	Fenêtre	11	Homogeneity	Fenêtre	15
Variance	Fenêtre	21	Homogeneity	Fenêtre	21

Tableau [10] : Récapitulatif des couches sélectionnées au terme de l'analyse texturale

PARTIE III - Réalisation de la carte d'occupation du sol

III.1 Méthodologie

III.1.1 Démarche générale : L'analyse orientée objet

III.1.1.a Contexte : l'émergence d'outils puissants

La photo-interprétation, combinée à des inventaires de terrain, est longtemps restée la seule source de production de cartes thématiques décrivant un paysage (Kääb, 2002, Casson et al., 2003). Bien que celle-ci reste à ce jour la méthode la plus fiable pour réaliser une analyse paysagère, elle est toujours soumise au jugement de l'analyste pour la définition de typologies et prend beaucoup de temps. Avec l'émergence de l'imagerie satellite et la libéralisation croissante des données, de nombreuses limites apparaissent lorsqu'on veut l'appliquer à grande échelle à l'heure où la rentabilité et la rapidité de réalisation sont devenues des enjeux importants.

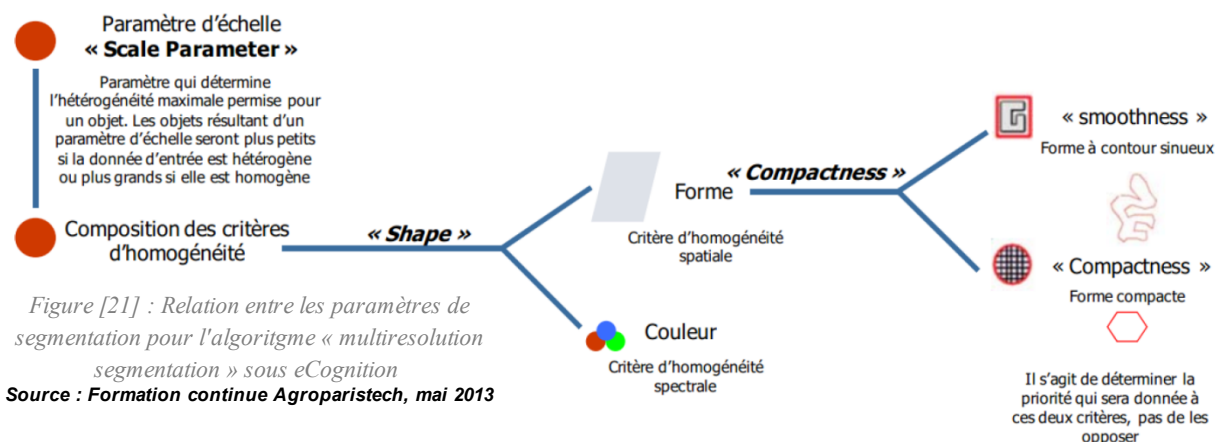
Depuis une trentaine d'années, les chercheurs, ingénieurs et techniciens télédéTECTEURS se sont employés à développer des méthodes, et des logiciels dans le but d'optimiser et d'automatiser le processus de cartographie. Cependant, les méthodes de cartographie et de classification de la végétation et des habitats développées jusque très récemment sont source de nombreuses limitations lorsqu'on veut les appliquer à des images de très haute résolution spectrale qui sont beaucoup plus riches, détaillées et hétérogènes (Krishnaswamy et al., 2009). En effet, les outils développés jusqu'alors ne permettaient pas, jusque récemment, d'exploiter toute l'information disponible et devenaient inutilisables dans les cas où la variabilité spectrale était trop importante (effets poivre et sel, confusions, ombre portée, etc.). Plus récemment, des techniques ont été développées pour adapter la classification à des objets, afin d'exploiter les potentialités des images THRS. Le logiciel eCognition développé par la société Trimble permet de segmenter une image

en polygones puis d'appliquer des règles de classification selon des critères non plus seulement radiométriques mais d'y ajouter une sélection selon des critères de forme, structure et relations spatiales entre les objets. Cette approche améliore considérablement la qualité de l'information extraite des images à très haute résolution spatiale. Elle permet également d'intégrer plusieurs niveaux d'analyse et d'obtenir une information démultipliée (Kamagata et al., 2005, Guindon et al., 2004).

III.1.1.b Segmentation de l'image : création de polygones

La segmentation est basée sur le regroupement itératif d'ensembles de points afin d'obtenir une partition de l'image en zones homogènes. La recherche est d'ailleurs toujours en cours pour optimiser ces méthodes, qui permettent de multiplier les niveaux d'analyse et sont à la base de la classification orientée objet (Blaschke et al., 2000). Il existe plusieurs méthodes et outils pour réaliser cette opération, sous eCognition ou bien avec d'autres logiciels. Cependant, la puissance de l'algorithme « multiresolution segmentation » que nous avons utilisé dans notre étude, réside dans le fait que l'opérateur a un contrôle important sur les paramètres en entrée. Les entrées principales de cet outil sont les canaux de l'image satellite et les images non spectrales. La puissance de cet outil est qu'il est possible d'affecter un poids à chaque couche (entre 0 et 5 généralement) pour guider la segmentation.

Une fois les couches et les poids définis, l'opérateur doit renseigner trois paramètres. Le premier est le « Scale parameter », qui définit l'hétérogénéité maximale acceptée et donc, de fait, la taille des objets. Les deux autres paramètres, « Shape » et « Compactness » sont des critères d'homogénéité. Ils varient entre 0 et 1 et sont complémentaires. La valeur du paramètre Shape oriente la priorité de la segmentation entre l'homogénéité spectrale favorisée (0) opposée à l'homogénéité spatiale (1). La valeur du paramètre « Compactness » donne le type de géométrie désirée, entre très sinueux (0) et très géométrique (1). Il n'existe pas de typologie documentée à ce jour pour l'utilisation de cet outil. L'opérateur doit effectuer des tests afin de déterminer les paramètres optimaux par rapport à son objectif.



III.1.1.c Classification des polygones : application de règles de décision

La classification est l'attribution d'une catégorie, ou classe, à un élément de l'image, que ce soit un pixel ou un objet, dont les caractéristiques répondent aux critères d'appartenance définis par l'utilisateur. L'un des avantages de l'approche orientée objet est que l'on peut analyser l'image à différents niveaux de perception. On peut ainsi créer un réseau de classification hiérarchique multi-niveaux, permettant de faire intervenir des critères de filiation. Trois possibilités s'offrent à l'utilisateur. Les classifications supervisées et non supervisées font intervenir des processus automatisés reposant sur une séparation statistique des objets (plus proches voisins), tandis que la classification expertisée permet à l'utilisateur de paramétrer un ensemble de fonctions d'appartenance pour définir une classe. Une valeur d'appartenance est alors calculée pour chaque objet, et la classe possédant la valeur d'appartenance la plus forte sera attribuée au polygone.

III.1.2 Méthodologie adoptée

III.1.2.a Choix des paramètres de segmentation

GRANDS ENSEMBLES

n°test	B	V	R	PIR	pan	scale	shape	compactness	Référence
X1	1	1	1	1	1	1500	0,5	0,5	X1
X2	1	1	1	1	1	1250	0,5	0,5	
X3	1	1	1	1	1	1000	0,5	0,5	X3
X4	1	1	1	1	1	750	0,5	0,5	
X5	1	1	1	1	1	500	0,5	0,5	
X6	0	0	0	0	1	1000	0,5	0,5	
X7	0	0	0	1	1	1000	0,5	0,5	
X8	0	0	1	1	1	1000	0,5	0,5	
X9	0	1	1	1	1	1000	0,5	0,5	
X10	1	1	1	1	2	1000	0,5	0,5	X10
X11	1	1	1	2	2	1000	0,5	0,5	
X12	1	1	1	1	3	1000	0,5	0,5	X12
X13	1	1	1	1	4	1000	0,5	0,5	

Tableau [11] : Illustration de la méthodologie de tests de segmentation

Si des méthodes de comparaison automatisée de segmentation sont en développement (Neubert, M., Herold, H., Meinel, G., 2006), elles ne sont pas encore prêtes à être utilisées sur des images aussi complexes que la nôtre. Il a donc été de notre responsabilité d'évaluer le résultat des différents tests de segmentation. Nous avons réalisé des tests en faisant varier un paramètre à la fois pour rester le plus objectif possible quant à l'évaluation des différentes segmentation, en commençant par sélectionner le paramètre d'échelle, puis le poids des canaux, et enfin la combinaison des paramètres *shape* et *compactness* qui permettaient au mieux de

faire apparaître les objets que l'on a cherchait à discriminer. Le détail des paramètres retenu pour chaque segmentation effectuée au cours du processus de cartographie est présenté en Annexe 10.

Nous avons effectué une suite de tests (Tableau 11), en comparant le résultat de la segmentation X_i au test de référence X_k , X_1 est la première référence. Tant que le résultat X_k était le plus satisfaisant, il était conservé comme référence de comparaison. Si le test X_i est jugé plus satisfaisant que le test de référence, il a été considéré comme nouvelle référence. Nous n'avons cependant pas testé toutes les combinaisons de variables. En effet, il est possible de voir des tendances dans les combinaisons de paramètres, et détecter si un type de combinaison est susceptible de ne donner aucun résultat. Dans le Tableau 11 ci-dessus, on peut voir qu'un poids supérieur des canaux B, R, V et PIR n'améliore pas la segmentation (tests 7, 8 et 9), mais qu'un poids supérieur du canal panchromatique est plus efficace (tests 10 et 12). De même, pour la détermination du *scale parameter* (tests 1 à 5), la segmentation n'étant plus satisfaisante à partir de l'échelle 750, on sait qu'elle ne le sera pas non plus à des échelles inférieures. De plus, nous avons également des connaissances grâce à l'analyse préliminaire des données, qui nous a permis d'extraire les variables les plus déterminantes pour la discrimination de certaines classes. Par exemple, nous savions que le canal rouge est plus déterminant pour la discrimination de la végétation naturelle que les autres canaux. Ces analyses ont donc également permis de guider la phase de test.

III.1.2.b Choix des paramètres de classification

La première étape de la classification est la création de l'arbre de décision : on liste les classes à cartographier et on leur attribue une position hiérarchique (niveau) et une filiation (parenté). Nous avons choisis d'utiliser une méthode de classification expertisée en créant manuellement des fonctions d'appartenance pour chaque classe à partir des analyses radiométriques et texturales préliminaires. En effet, ces analyses nous ont permis d'extraire les variables les plus discriminantes ainsi que la répartition des valeurs de chaque classe pour chaque variable. On a donc constitué une « carte d'identité radiométrique » de chaque classe, y incluant dans certains cas des paramètres de forme et d'environnement. Les classes ainsi que les variables prises en compte seront présentées de manière exhaustive pour chaque classe dans la partie III.3.3.c. Une fois les fonctions d'appartenance décrites pour l'ensemble des classes, une valeur d'appartenance est calculée pour chaque objet et pour l'ensemble des classes. L'attribution d'une classe à un objet s'effectue alors pour la valeur d'appartenance la plus forte. Plusieurs méthodes de calcul de cette valeur d'appartenance sont possibles. Nous en avons utilisé trois, présentées ci-après.

• Attribution des valeurs aux classes : cas de la logique booléenne « And »

Image Object Information		
Term	Feature Value	Value
Evaluation of Class: Zones urbaines_1		
and (min)		0.000
Standard deviation R >= 500	291.25	• 0.000
Mean R <= 9150	7927.37	• 1.000
Mean t7_contrast >= 150	27.23	• 0.000
Parent Class: Niveau 1		
and (min)		1.000
Number of higher levels = 0	0	• 1.000

La valeur 1 est attribuée à un objet pour une condition si celle-ci est remplie. Si elle ne l'est pas, le facteur associé est 0 (Figure 22); c'est donc une logique booléenne.

Le mode de calcul « And » spécifie que toutes les conditions doivent être remplies (donc avoir reçu la valeur « 1 ») pour qu'un polygone soit déclaré comme appartenant à une classe (Figure 23). Cette méthode est utilisée pour les classes qui n'ont que peu de conditions et qui sont simples à discriminer. Dans notre cas il

Figure [22] : Logique booléenne « And »

s'agit de toutes les classes à l'exception des cultures (mil, arachide, sol nu, jachère) et des espèces végétales. Si toutes les conditions ne sont pas remplies, le polygone sélectionné ne peut faire partie de cette classe. Comme ces cas sont simples, un polygone qui remplit toutes les conditions d'une classe ne remplit généralement pas toutes les conditions dans une autre classe. La classe attribuée à ce polygone est donc celle dont la valeur d'appartenance est 1, les autres étant de 0.

Image Object Information		
Term	Feature Value	Value
Evaluation of Class: tamin_Cc3a		
mean (arithm.)		0.600
NDVI <= 0.45	0.292203247	1.000
NDVI >= 0.32	0.292203247	0.000
Mean PIR <= 11500	10674.47	1.000
Mean PIR >= 10500	10674.47	1.000
Mean B <= 5750	5813.22	0.000
Mean B >= 5250	5813.22	1.000
Ratio R <= 0.0905	0.096207908	0.000
Ratio R >= 0.08	0.096207908	1.000
Ratio PIR <= 0.193	0.175643884	1.000
Ratio PIR >= 0.185	0.175643884	0.000
Parent Class: a-Caduques isolés_...		
		1.000

Figure [24] : Logique booléenne « Mean »

• Attribution des valeurs aux classes : cas de la logique booléenne « Mean »

L'expression « Arithmetic mean » signifie que la valeur finale attribuée à une classe pour un polygone est calculée par la moyenne arithmétique des valeurs d'appartenance pour toutes les conditions. Cela permet d'ajouter un poids à certaines variables (poids spécifié à la création de la classe et des conditions d'appartenance), et d'obtenir une classification même dans les cas où la discrimination est difficile, ici la discrimination des espèces arborées, et où un polygone ne remplit pas souvent toutes les conditions pour la classe. Nous avons décidé qu'il était acceptable d'attribuer une espèce à un polygone lors que celui-ci remplissait 50% ou plus des conditions (Figure 25). La classe ayant la plus haute valeur d'appartenance entre 0 et 1 sera attribuée au polygone lors de l'application de l'algorithme de classification.

• Attribution des valeurs aux classes : utilisation de la logique floue.

Le concept de logique floue (« Fuzzy logic ») est celui qui représente le mieux la réalité de l'occupation du sol au sein d'un territoire. En effet, il n'existe pas de seuil bien définis pour discriminer une forêt dense d'une forêt éparse et la variabilité intra-classe peut être très importante (Benz et al., 2004).

Contrairement à la logique booléenne qui n'admet que deux états (0 ou 1), la logique floue permet de définir un degré d'adéquation à une condition, matérialisé par une probabilité d'appartenance. Sur les 204 échantillons d'occupation du sol, on a extrait pour chaque classe la répartition des valeurs pour chaque indice radiométrique (valeur minimale, premier quartile, moyenne, troisième quartile, valeur maximale). Une fonction d'appartenance a donc été construite à partir de ces valeurs pour les indices considérés. La Figure 25 représente la

Image Object Information	
	Value
Current Classification	
Campagne_1	1.000
Alternative Assignments	
Campagne_1	1.000
Zones urbaines_1	0.000
Maraischaoe_1	0.000
Pistes_1	0.000

Figure [23] : Classification booléenne « And »

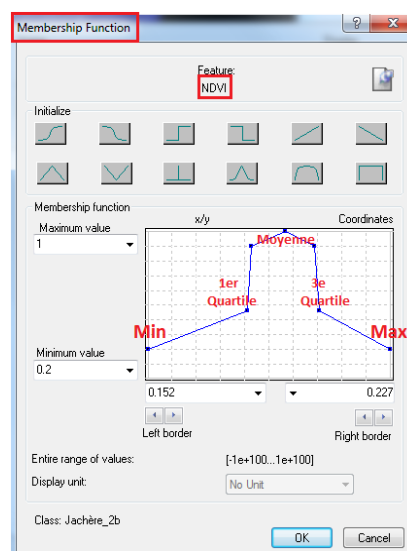


Figure [25] : Logique floue

fonction d'appartenance à la classe « Jachère » pour l'indice NDVI. Il a été difficile de trouver de la documentation sur cette méthodologie, qui est encore très peu utilisée. Utiliser les données sur la répartition des valeurs au sein des classes pour chaque variable nous a semblé être la méthode la plus objective. Une fois les différentes fonctions d'appartenance définies, la classification fonctionne comme la classification booléenne « Mean ». ; La classe présentant la plus haute probabilité d'appartenance (moyenne des probabilités d'appartenance des différents indices) sera attribuée au polygone considéré. Les fonctions d'appartenance des différentes classes de culture sont présentées en Annexe 9.

III.1.2.c Méthode de validation

Avec le développement d'un large panel de méthodes et d'outils pour la réalisation de cartes, la validation est une étape aujourd'hui incontournable de la classification basée sur les images satellites. Cependant, beaucoup d'incertitudes sont encore associées à la notion de la qualité d'une carte, faisant de sa précision une variable extrêmement délicate à considérer (Foody, G.M, 2002). ECognition propose des méthodes de validation, qui n'ont pas été retenues dans notre étude car des post-traitements et des corrections ont été nécessaires avant de pouvoir réaliser cette étape. La plupart des méthodologies de validation de cartographies à partir d'images satellites reposent sur la réalisation d'une matrice de confusion. Il s'agit d'un tableau comportant le même nombre de lignes et de colonnes. Il est construit en comptabilisant pour chaque classe « vérité terrain », dites « classes de références » (colonnes) le nombre d'occurrence dans chaque classe obtenue après classification (lignes). Il faut donc disposer d'un jeu de donnée de validation, qui contient pour chaque point deux informations : la classe ECognition estimée et la classe de référence. A partir de cette matrice seront calculés des indices basés sur des pourcentages de bons classements qui permettront de mesurer la qualité de la classification. Nous avons à cette occasion utilisé un générateur automatique de résultats en ligne. C'est un programme qui, une fois la matrice renseignée, calcule plusieurs indices :

-Adéquation au jeu de donnée terrain (pour chaque classe du jeu de validation)

On regarde à partir du jeu de données de validation pour chaque classe quel pourcentage des relevé est effectivement bien classées sur la cartographie produite. C'est l'adéquation au jeu de donnée, représentant les erreurs de commission.

-Précision de la carte (pour chaque classe de la carte)

On regarde à partir de la carte quel pourcentage des classes correspond effectivement en réalité à ces classes d'après la vérité terrain. Ce chiffre représente les erreurs d'omission, et donc la précision de la cartographie.

-Précision totale

Les pourcentages de bon classement pondérés par le nombre d'échantillons par classe. On obtient une précision générale de la classification.

-Indice Kappa de Cohen

Présenté par J. Richard Landis et Gary G. Koch dans *The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data (Biometrics, Vol. 33, No. 1 (Mar., 1977), pp. 159-174)*, le coefficient Kappa a été initialement développé pour mesurer l'accord observé entre des jugements (qualitatifs ou non). Variant de 0 à 1, il est la somme d'une composante « aléatoire » et d'une composante « véritable ». Il est beaucoup utilisé en cartographie pour mesurer l'accord entre classification estimée et la vérité terrain observée. Plus l'indice est proche de 1, plus les estimations seront considérées comme bonne.

Indice Kappa de Cohen :

$$K = \frac{Po - Pe}{1 - Pe}$$

Avec :

- Po** = proportion de bon classements
= $\sum(\text{bons classements}) / n.\text{total}$
- Pe** = probabilité de classement aléatoire
= $\sum(\text{bons classements})^2 / n.\text{total}^2$

Figure [26] : Calcul de l'indice Kappa de Cohen

III.2 Résultats

III.2.1 Construction de la carte d'occupation du sol sous eCognition

La Figure 27 présente l'organisation hiérarchique des niveaux de segmentation/classification. A partir de notre image de départ, nous avons créé trois niveaux successifs. Le premier niveau, assez grossier, permet de différencier les grands groupes d'occupation du sol : zones urbaines (bâti), campagnes, parcelles de maraîchage et pistes principales. Le deuxième niveau a pour objectif d'extraire la végétation et d'effectuer une discrimination grossière des espèces qui nous a permis, au troisième niveau, de différencier les espèces végétales. Les figures 28, 29, 30 et 31 présentent l'organisation hiérarchique des classes selon chaque niveau. Les fonctions d'appartenance correspondant aux espèces végétales et aux cultures (mil, arachide, jachère, sol nu) sont présentés en Annexe 9 et 11. Les paramètres de segmentation pour chaque niveau sont présentés en Annexe 10. Enfin, la cartographie finale de la zone d'étude est présentée Figure [] page [].

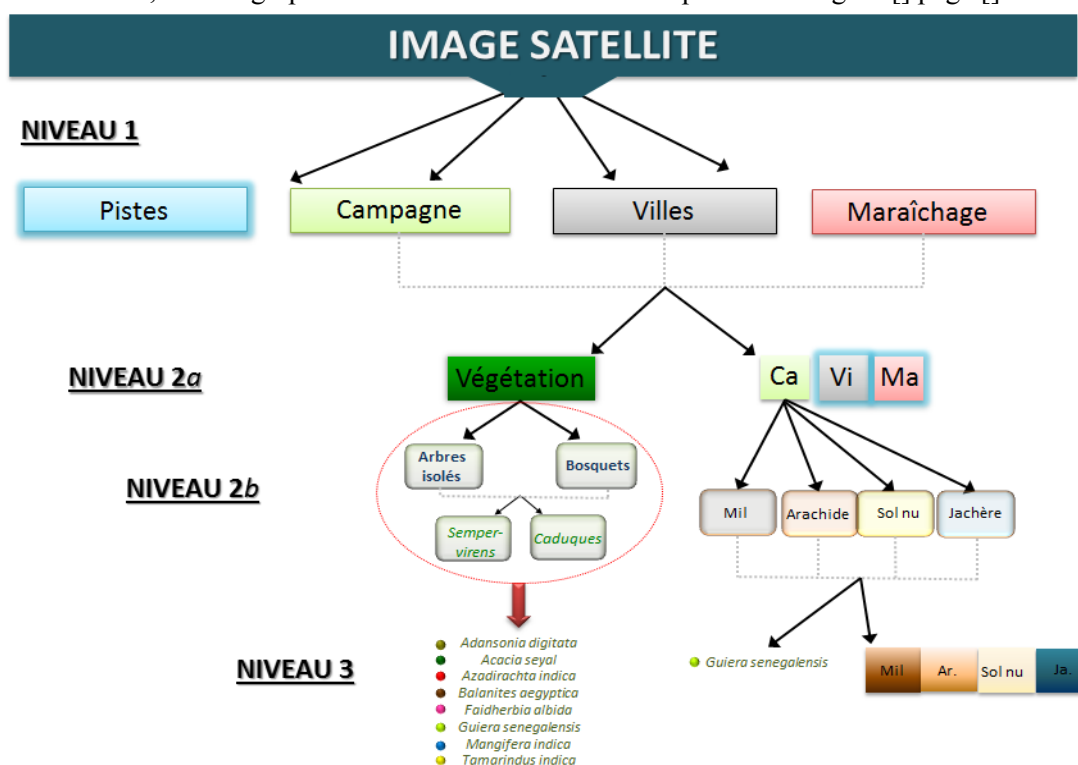
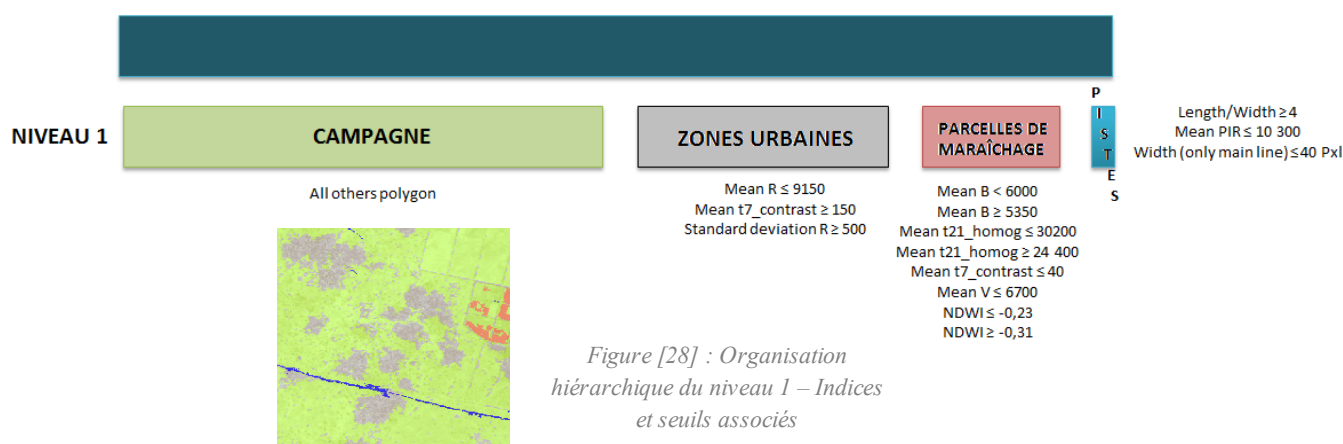


Figure [27] : Classification hiérarchique ascendante de la zone d'étude

III.2.1.a NIVEAU 1 – Discrimination des zones urbaines, parcelles de maraîchage, pistes et campagne

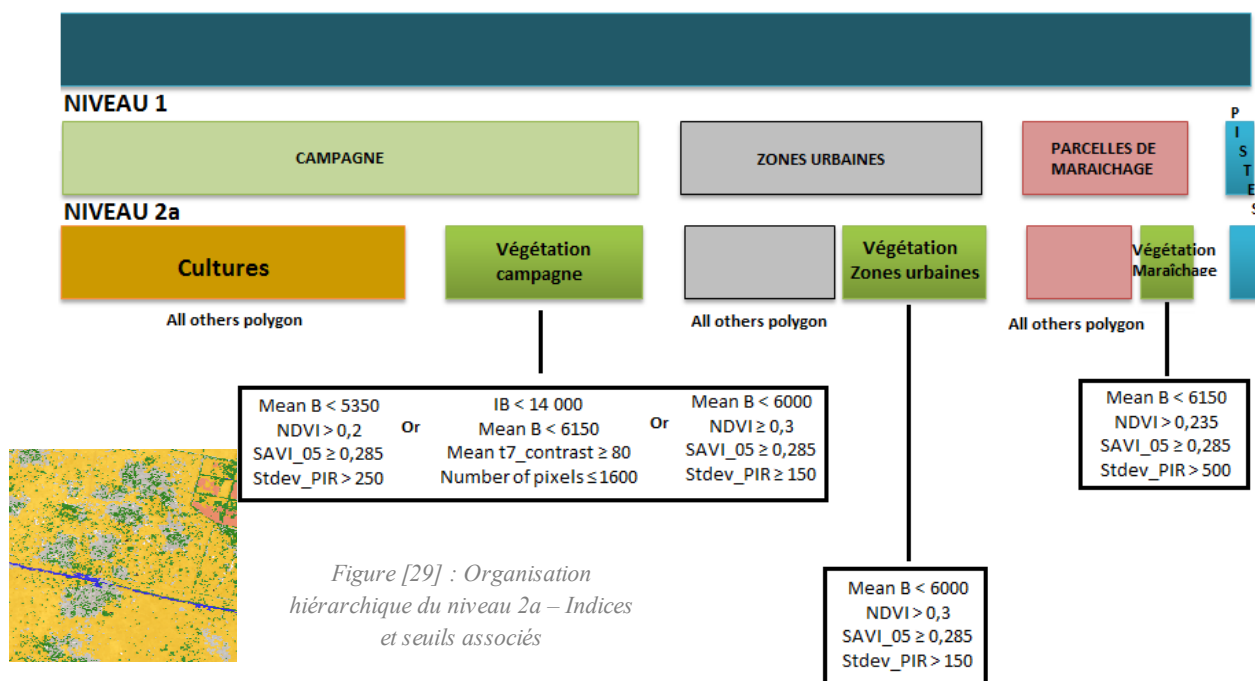
Nous avons discriminé dans ce niveau les quatre grands ensembles structuraux de notre zone d'étude (Figure 28), à savoir les zones urbaines, les parcelles de maraîchage, les pistes et les zones de « campagne ». Pour initier la classification hiérarchique multiniveaux, on va créer une première couche de polygones de grande taille dans le but de différencier ces grands ensembles. Cette segmentation a été guidée par une couche des pistes digitalisées qui a permis de distinguer plus facilement cette classe. Nous avons utilisé un algorithme simple grâce à la logique booléenne « And » car ces classes sont aisément caractérisables, à l'exception des parcelles de maraîchage qui sont très hétérogènes en terme de radiométrie et de texture.



III.2.1.b NIVEAU 2a – Discrimination de la végétation

La création du niveau 2a est basée sur une segmentation plus fine des classes « Zones urbaines », « Campagne » et « Maraîchage » discriminées au niveau 1. L'objectif de la réalisation de la carte étant la détermination des espèces végétales et l'obtention du parcellaire agricole, nous avons dans un premier temps essayé d'effectuer une segmentation géométrique dans le but d'extraire les parcelles. Cela s'est avéré difficile pour deux raisons. Les parcelles ayant été récoltées, leurs contours se confondaient et le contraste radiométrique faible dans le proche infra-rouge entre les deux types de cultures (mil et arachide) n'as pas permis une séparation nette en premier lieux. Ce premier obstacle a été amplifié par le contraste radiométrique fort des arbres dans le PIR. De ce fait, nous n'avons pas réussi à obtenir de parcellaire dans un premier temps. La confusion apportée par les arbres a été levée en décidant d'extraire cette information en premier lieu. Nous avons donc segmenté le niveau 1 de manière très fine, essentiellement avec un algorithme basé sur la radiométrie et non sur la géométrie.

Nous avons extrait grâce à la logique booléenne « And » la végétation présente sur la zone. Nous avons réussi à extraire des arbres dont la radiométrie peut se confondre avec d'autres classes (le baobab par exemple), en élargissant les seuils pour les indices choisis (Figure 29).



III.2.1.c NIVEAU 2b – Discrimination des types d'occupation du sol et des grands types de végétation

Ce niveau a été nommé 2b car il ne s'agit pas d'un niveau de segmentation plus fin que le niveau 2a. En effet, la segmentation du niveau 2a a été voulue fine pour permettre une extraction des arbres à partir des classes de végétation obtenues au niveau 2a, « Végétation campagne », « Végétation Zones urbaines » et « Végétation Maraîchage ».

Une fois la végétation arborée identifiée, les arbres isolés ont été distingués des arbres groupés par une nouvelle segmentation. En effet, s'il est possible d'identifier radiométriquement un arbre isolé, les bosquets d'arbres présentent un mélange d'espèces que l'on sait d'avance impossible à déterminer. Une fois les arbres isolés séparés des bosquets, on a également appliqué une classification pour différencier les arbres selon deux types de densité de feuille. Nous avons créé une classe pour les arbres présentant peu feuillus (nommés PIR -) comme le baobab, des arbres très feuillus (nommés PIR +) comme le *Faidherbia a.* (Figure 30).

Cependant, notre objectif était également d'identifier les différents types de culture (mil, arachide, jachère et maraîchage). Pour ce faire, nous avons appliqué un algorithme de segmentation plus fin à la classe « Cultures » obtenu au niveau 2a. Nous avons obtenus des polygones plus géométriques qui suivent le contour des parcelles. Les cultures présentes sur la zone se déclinent essentiellement entre le mil et l'arachide. Les autres occupations sont principalement constituées de jachères culturales/herbacées sèches et de sol nu. D'autres cultures sont présentes sur la zone mais il a été très difficile de les discriminer statistiquement et elles représentent un pourcentage négligeable de l'occupation du sol. Pour éviter les confusions radiométriques, nous avons donc choisis de « forcer » la classification entre ces quatre occupations, malgré la présence d'autres types d'occupation du sol (espèces arborées, cultures) que nous n'avons pas cherché à représenter. Il a tout de même été très difficile de discriminer les différentes cultures car l'image satellite a été acquise en saison sèche, et les récoltes avaient déjà été effectuées. Nous avons donc utilisé ici la logique floue. Un seuil minimal de 0.2 et non de 0 a été appliqué car la variabilité radiométrique intra-classe est très forte sur la zone d'étude, notamment du fait de la variabilité de la nature du sol que nous ne pouvions pas analyser. C'est ici que la pertinence de l'analyse statistique effectuée peut être remise en question. En effet, la variabilité observée dans l'échantillonnage est apparue plus faible que la variabilité totale au sein des classes. La taille de l'échantillonnage d'analyse apparaît donc trop faible.

Les seuils utilisés pour la discrimination des cultures se trouvent en Annexe 9

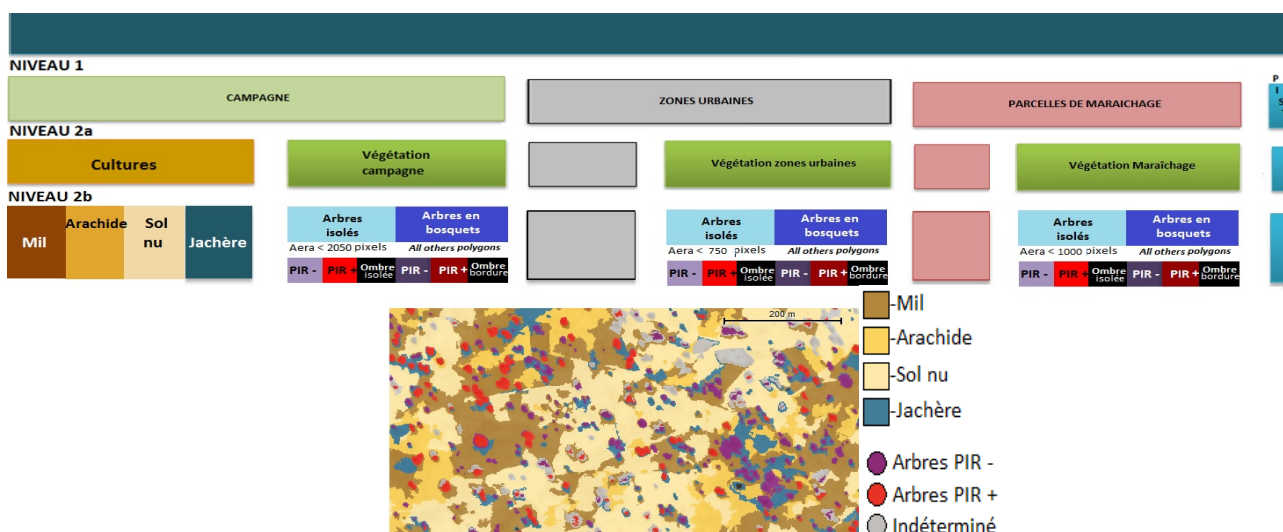


Figure [30] : Organisation hiérarchique du niveau 2b

III.2.1.d NIVEAU 3 – Discrimination des espèces arborées et des buissons de *Guiera senegalensis*

L'ensemble de la strate arbustive et herbacée haute (buissons) n'a pas été discriminée lors de la phase d'extraction de la végétation. Nous avons donc segmenté finement les parcelles culturelles extraites au niveau 2b pour obtenir cette information (Figure 31). Ces buissons étant essentiellement composés de *Guiera senegalensis*, nous avons donc appliqué les seuils de cette espèce pour la classification.

Les espèces ont été séparées entre les classes PIR+ et PIR-.

PIR + : *Azadirachta i.* (neem), *Faidherbia a.*, *Mangifera i.*, *Tamarindus i.*, *Guiera s.*

PIR - : *Adansonia d.* (baobab), *Balanites a.*, *Acacia s.*, *Guiera s.*, *Mangifera i.*, *Tamarindus i.*

Le tamarin, le manguier et le guiera apparaissent dans les deux classes car leur radiométrie dans le spectre du proche infra-rouge est moyenne. Il a ensuite fallu opérer une segmentation plus fine des arbres isolés pour extraire le centre des arbres, dont la radiométrie est plus typique de l'espèce. Les ombres et les bordures ont ainsi été écartés, ce qui a permis de diminuer les confusions.

Au niveau des bosquets, nous avons opéré une segmentation moins fine que pour les arbres isolés et principalement axée sur la radiométrie dans le but d'extraire des patches homogènes en termes d'espèce dominante.

Les seuils utilisés pour la discrimination des espèces se trouvent en Annexe 11

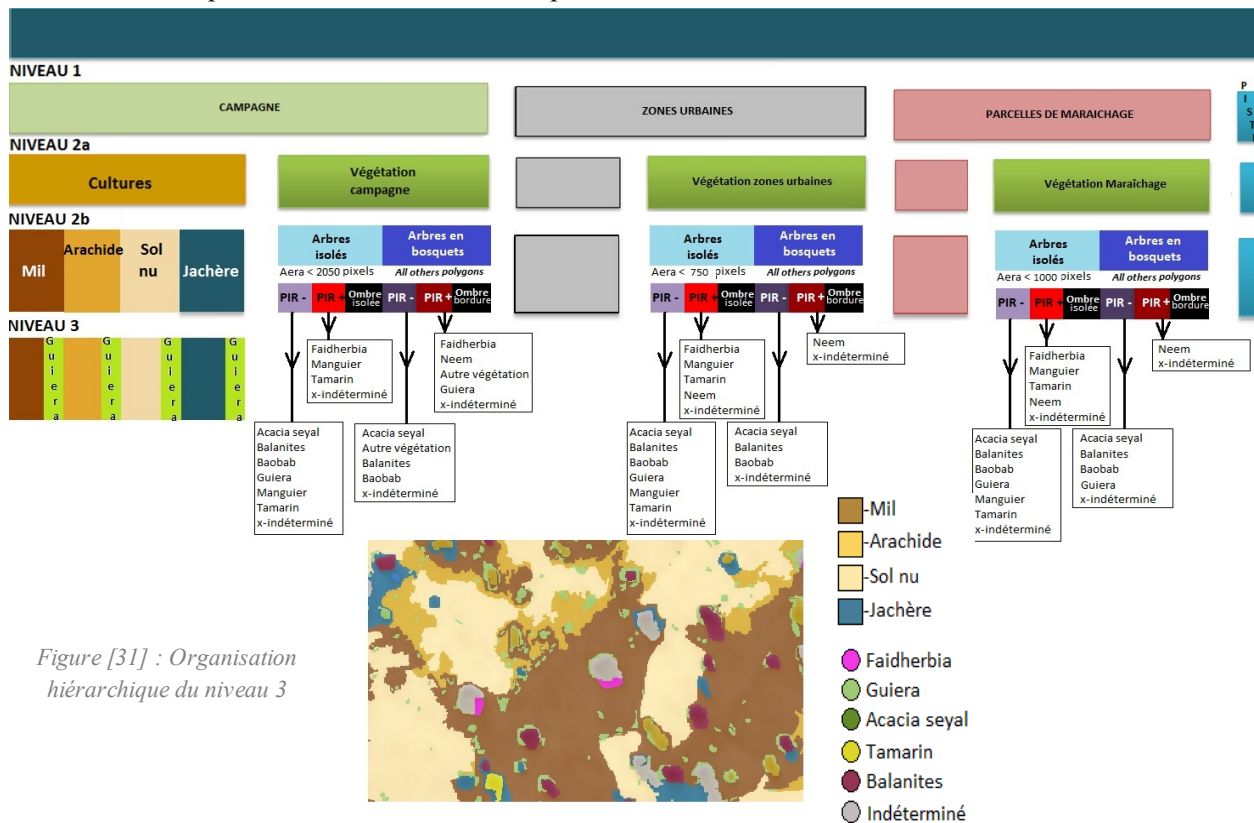


Figure [31] : Organisation hiérarchique du niveau 3

Toutes les espèces ne sont pas représentées dans chaque sous-classe, le Tableau 12 récapitule les confusions observées entre les classes.

Tableau [12] : Classification des espèces végétales

Campagne PIR+ isolé	Faidherbia a., Mangifera i., Tamarindus i. Quelques Neem (Azadirachta indica) étaient eux aussi présents mais cette classe a été supprimée du fait de la trop grande confusion entre les deux espèces. Le Neem est principalement localisé dans les zones urbanisées.
Campagne PIR- isolé	Acacia s., Balanites a., Adansonia d., Guiera s., Mangifera i., Tamarindus i. Toutes les espèces « PIR- »
Campagne PIR+ bosquet	Faidherbia a. dominant, neem dominant, Guiera s., Autre végétation Les bosquets de Neem en campagne sont des plantations linéaires le long de routes ou parcelles qui n'ont pas été difficiles à discriminer. Quelques formations étendues de Guiera à radiométrie plus forte sont présentes dans la zone. Il existe des formations à Faidherbia dominant, mais il n'existe pas de bosquets de Manguier ou de Tamarin seuls, et les formations mixtes restantes ont été classées dans « Autre végétation ».
Campagne PIR- bosquet	Acacia s. dominant, Balanites a. dominant, Adansonia d. dominant, Autre végétation Les bosquets présents sur la zones sont bien entendu des mélange mixtes car excepté pour le Neem, il ne s'agit pas de plantations. Nous avons seulement essayé d'identifier l'espèce dominante.
Zones urbaines PIR+ isolé	Faidherbia a., Mangifera i., Tamarindus i., neem Les confusions rencontrées en campagne ne sont pas réapparues dans les zones urbaines, ce pourquoi nous avons conservé la classe « Neem »
Zones urbaines PIR- isolé	Acacia s., Balanites a., Adansonia d., Guiera s., Mangifera i., Tamarindus i. Toutes les espèces « PIR- »
Zones urbaines PIR+ bosquet	Neem dominant Il n'existe pas, ou peu, de bosquets à Faidherbia dominant dans les périmètres urbains
Zones urbaines PIR- bosquet	Acacia s. dominant, Balanites a. dominant, Adansonia d. dominant Seules espèces rencontrées en bosquets
Maraîchage PIR+ isolé	Faidherbia a., Mangifera i., Tamarindus i., neem Les confusions rencontrées en campagne ne sont pas réapparues dans les zones de maraîchage, ce pourquoi nous avons conservé la classe Neem.
Maraîchage PIR- isolé	Acacia s., Balanites a., Adansonia d., Guiera s., Mangifera i., Tamarindus i. Toutes les espèces « PIR- »
Maraîchage PIR+ bosquet	Neem dominant Il n'existe pas, ou peu, de bosquets à Faidherbia dominant dans les parcelles de maraîchages. On rencontre des linéaires de Neem plantés pour la protection et l'ombre.
Maraîchage PIR- bosquet	Acacia s. dominant, Balanites a. dominant, Adansonia d. dominant, Guiera s. dominant Seules espèces rencontrées en bosquets

III.2.2 Validation de la classification

III.2.2.a Constitution du jeu de validation

Nous avons constitué un jeu de validation en nous basant sur les relevés de terrain effectués par l'équipe Carabe en Février 2013, que nous avons ensuite croisé avec la carte d'occupation du sol réalisée sous eCognition. Comme nous l'avons présenté dans la partie II.3.1, 40% de ces relevés ont été réservés pour être utilisés comme jeu de données de validation. Cependant, les classes présentes dans les relevés de terrain ne sont pas strictement identiques aux classes utilisées pour la classification. En effet, certaines classes sont très peu représentées dans les relevés car elles sont très peu présentes sur le territoire (Tableau 3 page 26). Cela s'applique aux cultures de niébé, sorgho, de casia tora et à beaucoup d'espèces végétales comme *Acacia nilotica*, *Bauhinia rufescens* ou *Celtis integrifolia* par exemple. Les relevés dont les classes d'occupation du sol n'ont pas été prises en compte pour la classification ont donc été écartés. Les espèces végétales non prises en compte pour la cartographie ont quant à elles été associées à la classe « Végétation indéterminée ». Nous obtenons un jeu de données initial de 236 points, qui a été par la suite augmenté de points sélectionnés manuellement.

Le Tableau 13 liste les classes présentes dans les relevés de terrain qui ont été retenues et les classes qui leur ont été attribuées dans le jeu de validation.

Espèces végétales		Espèces végétales		Occupation du sol	
Classe Relevé de Terrain	Classe Jeu de Validation	Classe Relevé de Terrain	Classe Jeu de Validation	Classe Relevé de Terrain	Classe Jeu de Validation
"Kheul"	Autre végétation	Combretum micranthum	Autre végétation	Arachide	Arachide
Acacia nilotica	Autre végétation	Acacia ataxacantha, Guiera	non pris en compte (buissons)	Arachide/Mil	non pris en compte
Acacia prosopis	Autre végétation	Diospyros mespiliformis	Autre végétation	Arachide/Niebe	non pris en compte
Acacia radiana	Autre végétation	Eucalyptus	Autre végétation	Aucune	Sol nu
Acacia scorpioides	Autre végétation	Euphorbia balsamifera	non pris en compte (buisson)	Bissap	non pris en compte
Acacia seyal	Acacia seyal	Faidherbia albida	Faidherbia	Bissap/jachere	non pris en compte
Adansonia digitata	Baobab	Guiera Senegalensis	Guiera	Cassia tora	non pris en compte
Anogeissus leiocarpus	Autre végétation	Mangifera indica	Manguier	Cassia tora sec	non pris en compte
Azadirichta indica	Neem	Mitragyna inermis	Autre végétation	Friche	Jachère
Balanites aegyptiaca	Balanites	Oignons, papaye, Acacia seyal	Parcelle de maraîchage	Herbacee	Jachère
Bauhinia reticulata	Autre végétation	Parinari macrophylla	Autre végétation	Herbacee seche	Jachère
Bauhinia reticulata	Autre végétation	Parkia biglobosa	Autre végétation	Jachere	Jachère
Bauhinia rufescens	Autre végétation	Piment, tomate, Oignon	Parcelle de maraîchage	Jachere perma	Jachère
Bissap	non pris en compte (culture)	Pourpartia birrea	Autre végétation	Mangue/citron	Parcelle de maraîchage
Borassus aethiopum	Autre végétation	Prosopis	Autre végétation	Maraichage	Parcelle de maraîchage
Carica papaya	Autre végétation	Sand (Wolof)	non pris en compte (sol)	Mil	Mil
Ceiba pentandra	Autre végétation	Tamarindus indica	Tamarinier	Mil et Arachid	non pris en compte
Celtis integrifolia	Autre végétation	Ziziphus mauritiana	Autre végétation	Mil/Arachide	non pris en compte
				Niebe	non pris en compte
				oignons, Gombo	Parcelle de maraîchage
				Oignons, tomate	Parcelle de maraîchage
				Sorgho	non pris en compte

Tableau [13] : Classes retenues pour le jeu de validation

Nous avons ensuite rajoutés des points manuellement afin de créer des références pour les classes « Zones urbaines », « Pistes », et « Ombre », non présentes dans les relevés de terrain. Nous avons également augmenté le jeu d'analyse pour certaines classes (Sol nu, parcelles de maraîchage, *Acacia seyal*, *Balanites aegyptica*, manguier et tamarinier). Les points ont été choisis par photo-interprétation à partir de l'image Panchromatique, puis ajoutés au jeu de données initial. A l'issu de cette manipulation, on obtient une liste de 360 points identifiés par leur coordonnée GPS et leur classe « réelle » (observée sur le terrain ou sur l'image satellite). Une jointure entre cette base de données et la carte d'occupation des sols réalisée sous eCognition nous a permis d'extraire la classification estimée de ces points sur la carte.

FID_points	POINT_X	POINT_Y	Classe_jeu	CLASSE_eCognition
43	330496,391342	1624537,358590	Balanites	Baobab
271	324513,290000	1626818,970000	Ville	Zones_urbaines
65	323121,902454	1627543,840970	Baobab	Baobab
64	323092,349215	1627533,969370	Baobab	Balanites_aegyptica
66	323264,000003	1627568,000090	Baobab	Baobab

Tableau [14] : Extrait de la base de donnée issue de l'intersection du jeu de validation et de la carte d'occupation du sol

III.2.2.b Évaluation de la classification

Le Tableau 15 présente les indices de validation calculés pour l'ensemble des classes. Le tableau complet est présenté en Annexe 21.

		Adéquation au jeu de donnée terrain				Précision de la carte	
		Nb				Nb	
Vérité terrain	Acacia seyal	10	20,000%	Classification	Acacia seyal	9	22,222%
	Balanites aegyptica	26	38,462%		Balanites aegyptica	38	26,316%
	Baobab	22	27,273%		Baobab	22	27,273%
	Faidherbia albida	31	6,452%		Faidherbia albida	8	25,000%
	Guiera senegalensis	16	81,250%		Guiera senegalensis	43	30,233%
	Manguier	4	0,000%		Manguier	6	0,000%
	Neem	5	0,000%		Neem	11	0,000%
	Tamarinier	6	16,667%		Tamarinier	9	11,111%
	Végétation indéterminée	69	14,493%		Végétation indéterminée	38	26,316%
	Arachide	26	46,154%		Arachide	32	37,500%
	Jachère	16	31,250%		Jachère	19	26,316%
	Maraichage	11	54,545%		Maraichage	6	100,000%
	Mil	83	55,422%		Mil	64	71,875%
	Ombre	11	45,455%		Ombre	12	41,667%
	Pistes	6	83,333%		Pistes	5	100,000%
	Sol nu	6	100,000%		Sol nu	24	25,000%
	Zones urbaines	10	70,000%		Zones urbaines	12	58,333%

Overall accuracy **37,989%**
 Kappa de Cohen **0,315**

Tableau [15] : Validation de la classification pour l'ensemble des classes

D'une manière générale, beaucoup de confusions existent pour la plupart des espèces végétales avec des pourcentages d'adéquation et de précision inférieurs à 30%. La capacité de prédiction de la carte sur la nature des espèces végétales est donc assez faible.

Il est cependant important de prendre en compte l'aspect aléatoire de la sélection des points de validation lorsqu'on regarde les résultats pour les catégories « Précision de la classe » et « adéquation au jeu de donnée terrain ». En effet, les points qui ont été sélectionnés parmi les relevés de terrain ont été choisis de manière aléatoire, ce qui peut fausser les interprétations si leur nombre est trop faible. De ce fait, il convient de rester prudent vis-à-vis des « scores » trop élevés et trop faibles. La classe Pistes par exemple ne comporte que les voies très importantes qui ont été digitalisées préalablement. Il est donc normal que le taux de prédiction pour cette classe soit élevé. On voit également en explorant la carte que toutes les parcelles de maraîchage ne sont pas toutes bien classées, alors que le score de cette classe est élevé lui aussi. Le résultat pour la classe Sol nu est quant à lui plus surprenant. On peut voir que la précision de la carte pour cette classe n'est que de 25%, ce qui signifie que la capacité de prédiction pour le sol nu est assez faible. Tous les points de validation déclarés comme sol nu ont cependant été bien classés, nous donnant 100% d'adéquation avec le jeu de donnée terrain.

Le résultat de cette validation est cependant modéré, et non très mauvais. En effet, si l'on n'obtient que 37,9 % de précision générale pour la carte, l'indice Kappa qui permet de prendre en compte les aspects aléatoires du choix des points de validation est de 0,315. Landis et Koch¹ ont définis des intervalles permettant d'associer les valeurs du Kappa à une qualité de l'indice (Figure 33). Le résultat de cette classification est donc considéré comme modéré.

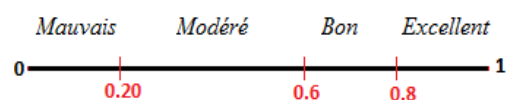


Figure [32] : Echelle de valeurs de l'indice Kappa

Nous ne recommandons cependant pas l'utilisation de cette carte à des fins d'analyses cartographiques concernant les espèces végétales, car la prédiction étant faible, des erreurs d'interprétation pourraient advenir.

Nous avons complété cette évaluation avec une validation de la classification sans prise en compte de l'espèce végétale. Toutes les entrées concernées ont été regroupées dans une classe « Végétation naturelle ».

Overall accuracy 70,670% Kappa de Cohen 0,565		Vérité terrain									Nb	Précision de la carte
		Végétation naturelle	Arachide	Jachère	Maraîchage	Mil	Ombre	Pistes	Sol nu	Zones urbaines		
Classification	Végétation naturelle	161		6	2	6	6			3	184	87,500%
	Arachide	4	12			16					32	37,500%
	Jachère	9	1	5	1	3					19	26,316%
	Maraîchage				6						6	100,000%
	Mil	7	5	5		46		1			64	71,875%
	Ombre	5	1			1	5				12	41,667%
	Pistes							5			5	100,000%
	Sol nu		7		1	10			6		24	25,000%
	Zones urbaines	3			1	1				7	12	58,330%
	NB	189	26	16	11	83	11	6	6	10		
	Adéquation au jeu de donnée terrain	85,185%	46,154%	31,250%	54,545%	55,422%	45,455%	83,330%	100,000%	70,000%		

Tableau [16] : Validation de la classification sans prise en compte de l'identification des espèces végétales

Grâce à cette manipulation, on fait apparaître dans la nouvelle matrice de confusion (Tableau 16) que la prédiction de l'occupation du sol est en réalité assez bonne, car même si il existe des erreurs lors de l'attribution des espèces, la cartographie de la végétation naturelle est précise à 87.5%.

¹The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data (Biometrics, Vol. 33, No. 1 (Mar., 1977), pp. 159-174)

On obtient une précision générale de la carte de plus de 70% et un indice Kappa de 0,565, qui place notre classification entre les catégories modérée et bonne si l'on ne prend pas en compte l'identification des espèces végétales. La carte retenue pour la représentation de l'occupation du sol de la zone d'étude (Figure 33) distingue donc la végétation arborée, les types de cultures, le *Guiera senegalensis*, les parcelles de maraîchage, le bâti, les pistes et les ombres.

Carte d'occupation du sol Région de Dangalma - Sénégal

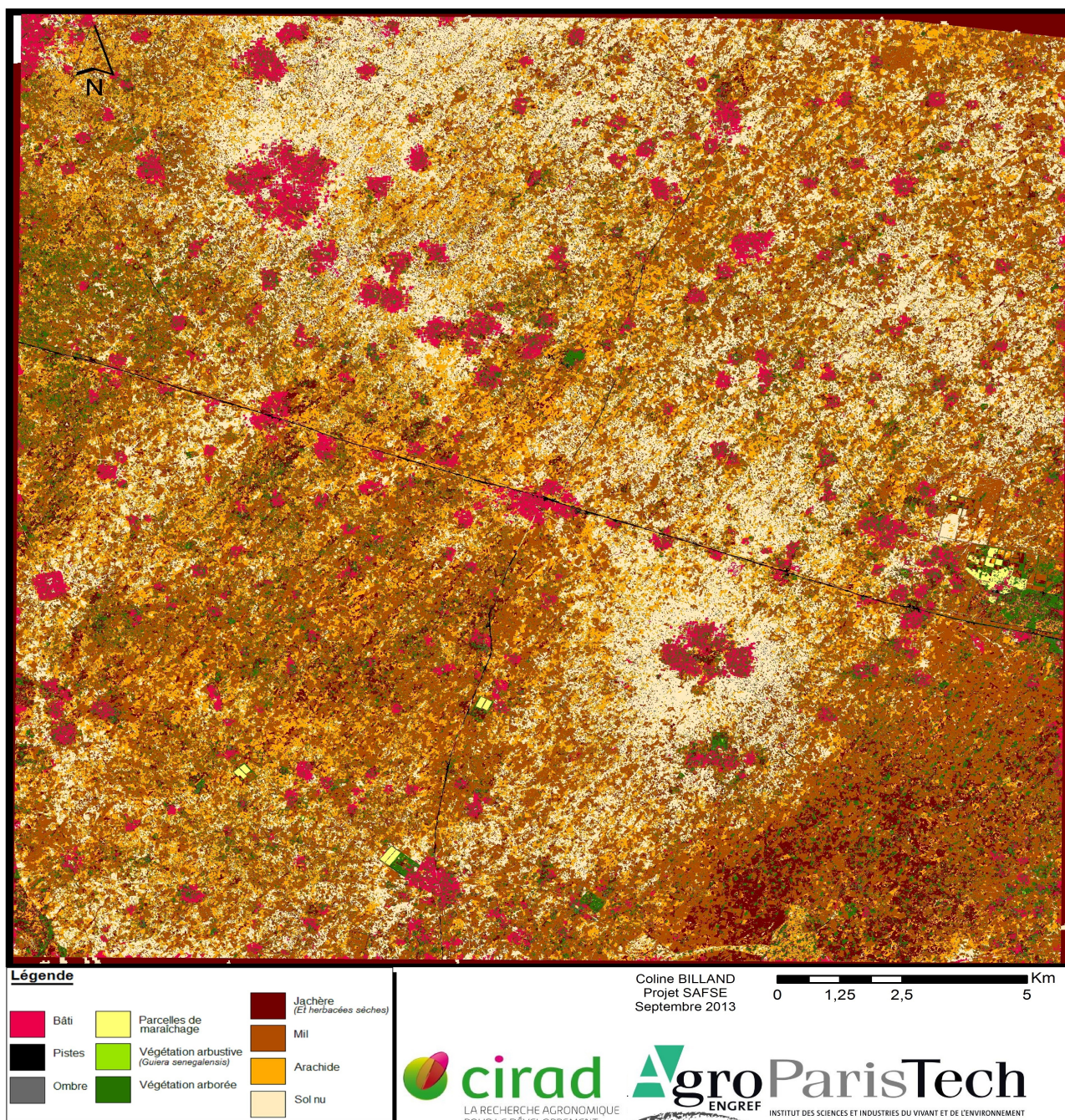


Figure [33] : Carte d'occupation du sol de la région de Dangalma au Sénégal

PARTIE IV - Réalisation du plan d'échantillonnage

IV.1 Méthodologie

IV.1.1 Objectif et contraintes

Un paysage peut être décrit comme une aire spatialement hétérogène constitué d'une mosaïque de taches qui varient en taille, forme, et en histoire (WU, J., 2007). La caractérisation et l'analyse de ces taches à partir de la carte d'occupation du sol (Annexe 20) mènera à la proposition d'un plan d'échantillonnage représentatif de l'hétérogénéité spatiale de la zone d'étude qui permettra à l'équipe Carabe d'étudier l'effet de la composition et de la structure du paysage au sein des parcs agroforestiers à *Faidherbia albida* sur la régulation des bioagresseurs des cultures de mil et d'arachide dans la zone de Dangalma au Sénégal et de spatialiser les résultats. La végétation naturelle pourrait particulièrement jouer un rôle dans leur dynamique, en servant d'hôtes secondaires ou bien en hébergeant des ennemis naturels des ravageurs.

La limitation des ressources matérielles n'a permis de disposer que de 50 pièges à insectes pour la collecte. De ce fait, le nombre et la définition des indicateurs paysagers pour caractériser la zone d'étude ont dû être limités pour permettre une répétitivité suffisante au sein de chaque classe d'échantillonnage. Un minimum de cinq pièges par modalité d'échantillonnage est nécessaire afin de pouvoir généraliser les résultats de l'étude ultérieure relative à la régulation des ravageurs.

Les points d'échantillonnage doivent également être séparés d'une distance d'au moins deux kilomètres. En effet d'après nos connaissances actuelles sur leurs déplacements, les insectes étudiés sont mobiles sur une aire d'environ un kilomètre de rayon à partir de leur point d'éclosion. De ce fait, des points trop rapprochés pourraient induire des phénomènes d'auto-corrélation spatiale et donc provoquer des erreurs en termes d'interprétation des résultats de la collecte.

Il faudra de plus pouvoir disposer d'une information cartographique sur une aire d'au moins un kilomètre de rayon pour chaque relevé, dans le but de mettre en lien la structure et la composition du paysage avec la régulation naturelle des ravageurs et de leurs ennemis naturels. Ceci suppose d'exclure les zones en limite de carte, qui ne disposent pas d'une information suffisante, pour la sélection des parcelles d'observation.

Enfin, une contrainte importante a été la limitation des ressources informatiques en termes de capacité de traitement. Le poids des données (plus de 6 gigas octets) a rendu des opérations simples comme le calcul de densités impossibles à effectuer.

IV.1.2 Sélection des indices paysagers

La richesse des détails de la carte (18 classes) et la taille du territoire (400 km²) impliquent une forte hétérogénéité spatiale des taches paysagères. Nous avons donc décidé de sélectionner un nombre restreint d'indices pour caractériser l'organisation du territoire en regard de la quantité de placettes d'observation envisageables (50) et de l'existence de connaissances sur la biologie des insectes.

Selon l'hypothèse que les mineuses de l'épi du mil effectuent leur diapause dans le sol des parcelles de mil parasitées et que les arbres environnants puissent abriter et fournir des ressources à ces insectes et à leurs ennemis naturels, les variables retenues pour étudier l'abondance et le taux de parasitisme des mineuses de l'épi du mil sont la densité de mil et la densité de végétation.

Selon l'hypothèse que les greniers de stockage d'arachide présents dans les villages favorisent l'infestation des parcelles proches et que les arbres environnants puissent abriter et fournir des ressources aux bruches de l'arachide et à leurs ennemis naturels, les variables retenues pour étudier l'abondance et le taux de parasitisme de ces insectes sont la densité de bâti et la densité de végétation.

Au total, nous avons donc sélectionné trois variables pour caractériser la structure du paysage : la densité de mil, la densité de zones urbaines (bâti) et la densité de végétation arborée. Ces variables comptent parmi celles qui obtiennent les meilleurs taux de prédiction cartographique (58.33% pour les zones urbaines, 71.875% pour le mil et 87.5% pour la végétation naturelle).

L'intersection de ces variables entre elles se traduit par la possibilité de 27 modalités en théorie. Cependant, il n'est pas nécessaire de croiser ces trois variables. En effet, d'après Thierry Brevault, chercheur entomologiste de l'équipe Carabe, il n'est pas nécessaire de faire intervenir la variable « densité de bâti » pour étudier les ravageurs du mil, de même qu'il n'est pas nécessaire de faire intervenir la variable « densité de mil » pour étudier les ravageurs de l'arachide. Notre objectif est donc, à partir du croisement des variables densité de mil/densité de végétation et densité de bâti/densité de végétation, de créer deux plans d'échantillonnages thématiques différents, mais dont les points se situeraient au même endroit. Ainsi, 50 pièges seraient suffisants pour étudier les deux types de ravageur.

IV.1.3 Méthodologie adoptée

Le calcul des trois densités n'étant pas directement réalisable à partir de nos données, nous avons extrait trois shapefiles correspondant aux polygones de mil, de zones urbaines et de végétation arborée. Une fois les trois cartes thématiques obtenues, leur densité respective a été calculée à partir d'une méthode d'estimation indirecte basée sur le calcul de distances euclidiennes.

Ce calcul, réalisé au moyen de la fonction « Distance euclidienne » sous Arcgis, produit un raster d'une résolution X déterminée par l'opérateur, pour lequel chaque pixel reçoit la valeur de sa distance avec le polygone le plus proche. Afin d'alléger les calculs, une résolution de 5x5 mètres a été choisie pour calculer les distances. Une fois les cartes de distance obtenues (IV.2.1), ces dernières ont été analysées grâce à l'outil Patch Analyst développé sous Arcgis afin d'obtenir une information sur la densité et définir ainsi trois typologies d'organisation du paysage en fonction des trois variables (IV.2.2). Pour une taille de tache paysagère définie, l'outil Patch Analyst va permettre de créer une grille de polygones qui, intersectée avec les cartes thématiques des classes de distances pour les trois variables, permettra d'extraire des statistiques sur la répartition des classes de distances à l'échelle de la tache paysagère. Ces données vont servir de base pour dégager, à partir d'une analyse statistique, une typologie des densités que nous utiliserons par la suite pour réaliser le plan d'échantillonnage (IV.2.3).

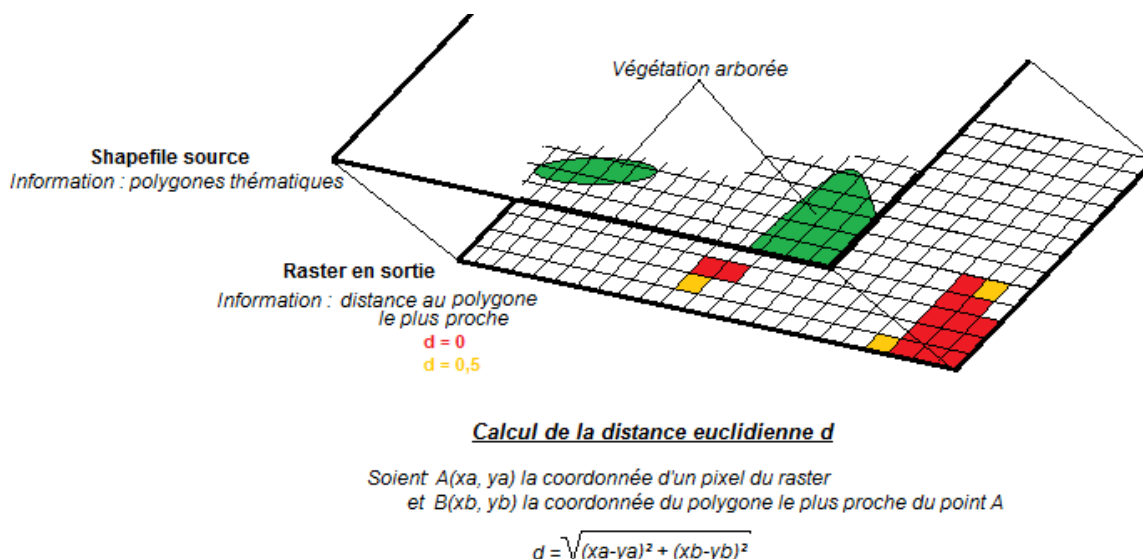


Figure [34] : Création d'une couche raster avec l'outil « Distance euclidienne » sous Arcgis

IV.2 Résultats

IV.2.1 Extraction de l'information « distance »

La traduction des distances aux polygones en termes de densité a nécessité préalablement de réaliser une typologie des distances. En effet, c'est l'analyse de l'organisation spatiale et l'association des classes de distance qui permettra de dégager des typologies de densité à l'échelle de taches paysagères. Le regroupement en classes de distance a été fait manuellement à partir de l'histogramme de distribution des valeurs pour chaque variable (Figure 35) et par photo-interprétation (comparaison de la typologie réalisée avec l'image panchromatique).

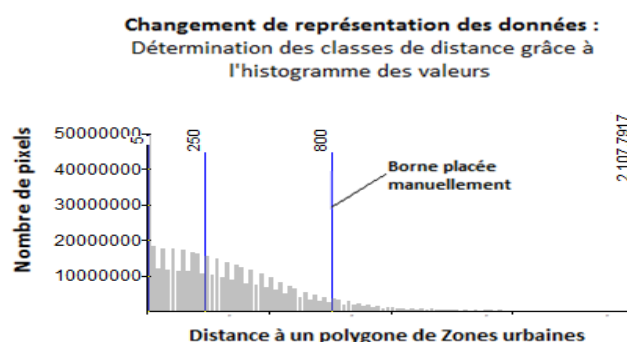


Figure [35] : Typologie des distances : sélection manuelle de seuils

Cette manipulation nous a permis de passer d'une information quantitative (la distance) à une information qualitative thématique par typologies (Figure 36). Quatre classes ont été créées : distances très faibles à nulles (1), faibles (2), moyennes (3) et grandes distances (4).

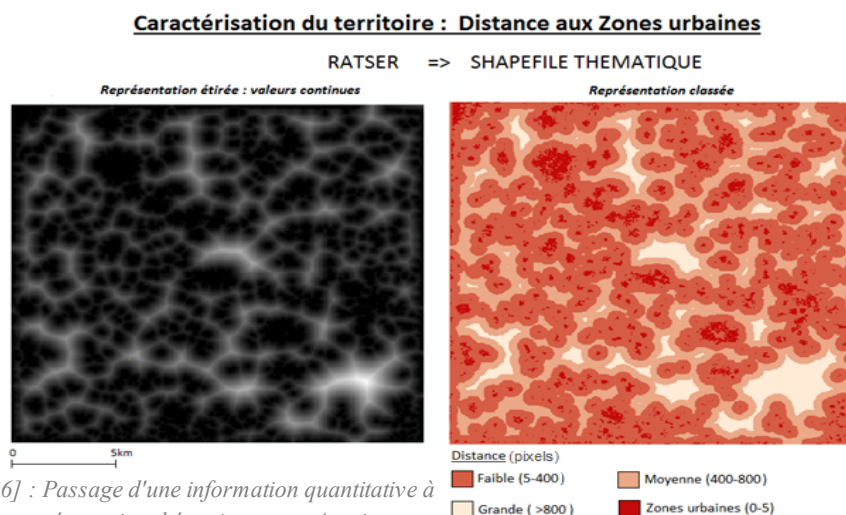


Figure [36] : Passage d'une information quantitative à une représentation thématique sous Arcgis

IV.2.2 Transformation de l'information « distance » en une information sur la densité

On peut caractériser la composition et la structure d'un territoire par la présence de taches paysagères, ou motifs paysagers. Il est important de réfléchir à la taille de ces taches car elle déterminera l'hétérogénéité maximale acceptée au sein d'une unité du paysage (WU, J., 2007). En regard de l'écologie des insectes ravageurs étudiés (cf IV.1), nous avons cherché à caractériser la structure du paysage par une typologie de la densité de mil, de zones urbaines et de végétation arborée selon des taches de 100 hectares (un kilomètre carré). On a donc utilisé dans un premier temps l'outil Patch Analyst sous Arcgis pour créer une couche au format vecteur de taches paysagères hexagonales (seul format proposé par l'outil) de 100 ha. Cette couche comporte 491 entités, désignées par un identifiant unique.

1) Extraction et analyse des taches de 100 hectares pour obtenir une information sur la densité pour chaque variable avec Patch Analyst

Une fois la grille hexagonale intersectée avec chacune des couches thématiques vectorielle des trois variables (distance à une parcelle de mil, de zone urbaine et de végétation arborée), l'outil Patch Analyst nous permet de calculer dans une tache (hexagone) la proportion de chaque type de distance (très faible - faible - moyenne - grande). On obtient trois bases de donnée de 491 entrées comportant pour chacune d'entre elles l'identifiant unique du polygone (HEXID) et le pourcentage de chaque classe de distance qui lui est associé (Tableau 17).

HEXID	pourc_classe1mil	pourc_classe2mil	pourc_classe3mil	pourc_classe4mil
14	71.336603459607	20.9002043881596	7.13796275163132	0.625229400602106
15	60.8233262170516	24.5693659407968	13.5691465705707	1.03816127158088
16	32.1084409361109	28.6648376016331	31.9110177554735	7.31570370678256
17	29.3468417303786	26.1923104211509	35.7071642364015	8.75368361206898

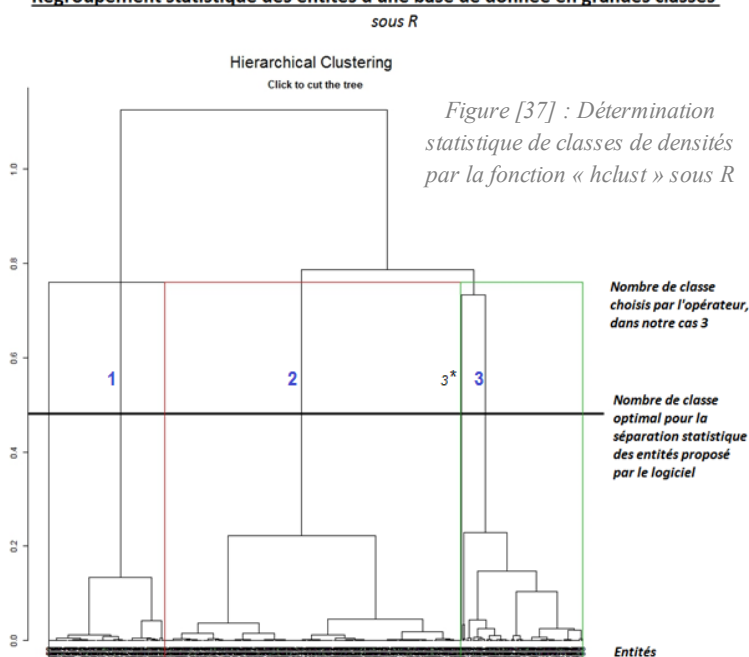
Tableau [17] : Extrait de la base de donnée calculée grâce à l'outil Patch Analyst

2) Séparation statistique des patches en trois types de densité (faible - moyenne - forte) avec R pour chaque modalité

L'objectif de cette étape est d'extraire une typologie des densités de mil, de zones urbaines et de végétation arborée à l'échelle de la tache paysagère de 100 ha. Il a donc fallu regrouper les hexagones (taches) en classes de densité. Rappelons que la limitation des ressources (50 pièges) impose, si l'on veut disposer d'un minimum de 5 pièges par modalité, de décrire l'organisation du paysage par un maximum de 9 à 10 modalités. Pour déterminer les seuils statistiques de séparabilité des classes, nous avons utilisé la fonction « hclust » du logiciel statistique R. Cette fonction nous donne une vision sur l'organisation hiérarchique des données et propose à l'utilisateur de définir un nombre de classes devant organiser les entités.

La Figure 37 montre la répartition des taches paysagères par degré de ressemblance pour la densité de zones urbaines. La fonction hclust propose automatiquement un nombre de classes statistiquement optimal pour discriminer les différents groupes d'appartenance. Ici, le logiciel propose une séparation en quatre classes, mais nous avons choisis de n'en sélectionner que trois, en partie par soucis de respect du nombre de modalités maximum acceptables, mais aussi à cause de la sous-représentation de l'une des

Regroupement statistique des entités d'une base de donnée en grandes classes



classes proposée (3* sur la Figure 37). Une fois l'opération effectuée, la fonction affecte à chaque hexagone (tache) l'identifiant de la classe (appelée Cluster) à laquelle il appartient. Trois classes de densité ont également été extraites pour le mil et la végétation arborée. La spatialisation de cette information (attribution du cluster à chaque hexagone puis affichage sous Arcgis) permet de représenter la zone d'étude en trois classes de densités homogènes pour le mil, le bâti et la végétation arborée à l'échelle de taches de 100ha. On obtient les cartes présentées en Annexe 12.

IV.3 Combinaison des indices paysagers dans un plan d'échantillonnage

A partir des informations sur la densité de mil, de végétation arborée et de zones urbaines, on obtient un plan d'échantillonnage pour chaque insecte ravageur étudié. L'enjeu dans notre étude a été de faire en sorte que la localisation des relevés coïncide pour les deux plans d'échantillonnage, palliant ainsi à la limitation des ressources en pièges.

La combinaison des variables densité de mil/ densité de végétation pour l'échantillonnage sur le ravageur du mil, et densité de bâti/ densité de végétation pour l'échantillonnage sur le ravageur de l'arachide a permis de calculer 18 modalités d'organisation du territoire en tout. Elles sont présentées en Annexe 13.

Les modalités sont codées en "Xa.Yb" avec X et Y, les variables (mil= mil, vil=ville, veg=végétation) et a,b les types de densité (1, 2 ou 3 : du plus dense au moins dense). Par exemple, « m2.veg3 » est une variable qui caractérise les hexagones où la densité de mil (m) est moyenne (2) et la densité de végétation (veg) est faible (3).

Identifiant hexagone	Classes_mil_veg	Classes_ville_veg
14	m1.veg1	vil2.veg1
15	m2.veg1	vil2.veg1
16	m3.veg3	vil1.veg3
17	m3.veg3	vil2.veg3

Tableau [18] : Extrait de la base de donnée issue du croisement des modalités d'échantillonnage

Une fois les combinaisons de variables réalisées, nous avons dû procéder au choix des placettes pour la pose des pièges à insectes. En croisant les deux informations obtenues par la combinaison des classes de densité, on obtient la caractérisation pour chaque hexagone de sa classe « bruche de l'arachide » et de sa classe « mineuse de l'épi du mil » (Tableau 18).

On sélectionne ensuite des hexagones dans les colonnes, en respectant la contrainte de 5 pièges par modalité. Cette contrainte a été respectée pour toutes les modalités (Tableau 19), à l'exception de la modalité

« vil3.veg1 », qui représente les zones où la densité de zones urbaines est très faible (vil3) et où la densité de végétation très forte (veg1). Nous avons considéré 4 échantillons comme acceptable pour l'étude statistique. L'Annexe 16 présente la liste des hexagones sélectionnés à

mil1.veg1	mil2.veg1	mil3.veg1	Vil1.veg1	Vil2.veg1	Vil3.veg1
5 points	5 points	5 points	6 points	5 points	4 points
mil1.veg2	mil2.veg2	mil3.veg2	Vil1.veg2	Vil2.veg2	Vil3.veg2
5 points	5 points	5 points	5 points	5 points	5 points
mil1.veg3	mil2.veg3	mil3.veg3	Vil1.veg3	Vil2.veg3	Vil3.veg3
5 points	5 points	5 points	5 points	5 points	5 points

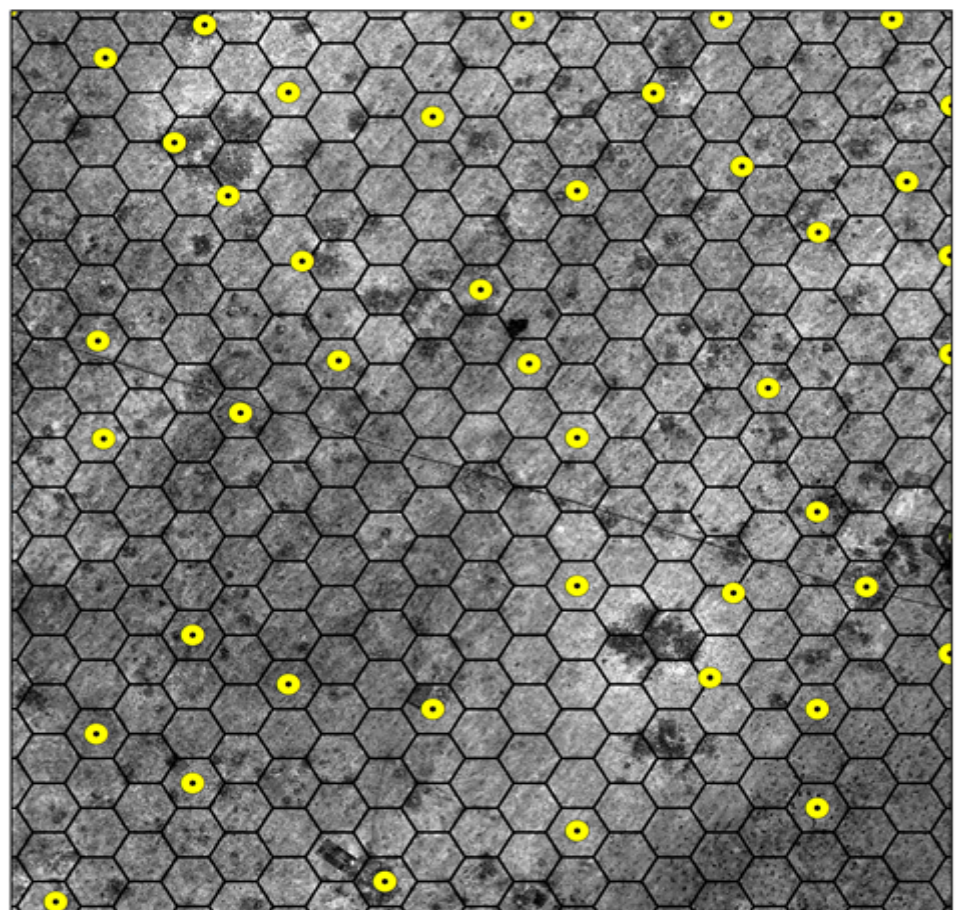
Tableau [19] : Répartition des points d'échantillonnage dans les différentes modalités

l'issue de cette étape. A l'aide du logiciel Arcgis, les points d'intérêt issus de l'échantillonnage ont été matérialisés par les points correspondant aux centres des hexagones sélectionnés. Des échanges avec Thierry Brévault, entomologiste en charge de l'étude, ont permis d'adapter l'échantillonnage et de déplacer certains points pour respecter les contraintes de distance entre points (2 km) et d'information cartographique autour du point (1 km de rayon).

La Figure 38 illustre présente le plan d'échantillonnage final réalisé pour l'étude de l'équipe Carabe. Les points ont été chargés dans un GPS et utilisés à l'occasion de la pose des pièges qui a débuté le 16 août 2013.

Etude de la dynamique des ravageurs des cultures **dans les parcs agroforestiers à *Faidherbia albida*** **de la région de Dangalma**

Plan d'échantillonnage en vue de la capture d'insectes



Coline BILLAND
12/08/2013

● Sites de capture

0 1,25 2,5 5 Km



Figure [38] : Plan d'échantillonnage final

Discussion

Les résultats de la classification (partie III.2) nous ont mené à la réalisation d'une carte d'occupation du sol en 10 classes, avec un coefficient Kappa de 0,315. Ce résultat est très en dessous de notre objectif de départ, qui était d'arriver à une détermination des espèces végétales. Cependant, l'extraction de la végétation en tant que classe à part entière est plus satisfaisante, avec un coefficient Kappa de 0,56 et une précision de plus de 70% pour la carte lorsqu'on ne discrimine pas les espèces arborées. Le *Guiera senegalensis* a, lui, été assez bien extrait des parcelles culturales. L'insuffisance de nos résultats en termes d'extraction des espèces végétales peu avoir plusieurs sources.

Premièrement, bien que la campagne de terrain réalisée en février 2013 ai permis de caractériser efficacement la composition du territoire et l'abondance relative des espèces végétales, elle n'a peut-être pas permis de disposer de suffisamment d'échantillons pour analyser toutes les classes d'occupation du sol et les espèces végétales d'un point de vue statistique.

Cependant, l'acquisition de l'image satellite en période sèche (parcelles récoltées) a permis une extraction très facile de la végétation. Une deuxième campagne de relevés pour augmenter le jeu de données sur les espèces permettrait d'analyser plus finement leurs caractéristiques radiométriques et pourrait améliorer considérablement leur discrimination, qui s'avère être le problème majeur au sein de la carte que nous avons réalisé.

Nous pouvons également questionner la méthodologie adoptée pour la réalisation de la carte. En effet, nous avons effectué une sélection des espèces et des cultures à cartographier. Sur 31 classes d'espèces arborées, seules 8 ont été utilisées pour la classification. De même, 5 classes de cultures ont été cartographiées parmi les 10 présentes dans les relevés de terrain. Cependant, les classes sélectionnées pour la représentation sont les classes les plus représentées (en proportion) sur la zone d'étude.

Beaucoup d'études ont montré les potentialités de l'analyse orientée objet pour l'extraction et l'identification de motifs paysagers (Blaschke et al., 2000). L'une des méthodes couramment adoptée pour les études actuelles est la classification dite supervisée, qui consiste à importer des parcelles d'entraînement dans le logiciel, et le laisser déterminer automatiquement les critères de discrimination des classes par le calcul de statistiques (k-means) à partir d'un ensemble de variables imposées. La faiblesse de ce genre de méthode est que l'utilisateur n'a pas de contrôle sur les critères d'appartenance utilisés une fois que les variables ont été sélectionnées par le logiciel. Cela signifie qu'aucun ajustement postérieur n'est possible. Nous avons donc choisis de déterminer statistiquement ces critères d'appartenance par une étude statistique préliminaire, dans le but de pouvoir les adapter par la suite. On a ainsi pu modifier certains seuils pour prendre en compte une plus grande variabilité au sein des classes, ce qui n'est pas possible par la méthode supervisée qui ne permet pas la modification postérieure des critères de classification.

Cependant, si certains chercheurs se sont attachés à promouvoir l'utilisation de la logique floue et de la saisie manuelle des critères d'appartenance pour prendre en compte les variabilités intra-classes (Benz et al., 2004), il existe encore très peu de références sur des méthodes fiables de détermination objective de seuils discriminants. Notre méthodologie se rapproche donc de la classification supervisée car nous avons opéré, comme eCognition, à une analyse de la répartition des données par l'extraction de statistiques. Toutefois, des erreurs inhérentes à l'utilisation d'algorithmes automatisés implémentés sous eCognition sont largement mises en lumière par la communauté scientifique (Shao, G., & Wu, J., 2008).

Notre démarche a donc eu pour ambition de déterminer des critères objectifs de classification qui puissent être ajustables par la suite.

Cependant, la saisie des fonctions d'appartenance pour les classes de culture (Annexe 9) peut également être remise en cause. Nous avons fait l'hypothèse que la probabilité d'appartenance d'un polygone à une classe augmentait pour une variable lorsque la valeur pour le polygone se rapprochait de la valeur moyenne pour la

classe. C'est une hypothèse qui semble logique mais elle suppose que l'hétérogénéité intra-classe soit faible. L'utilisation de la logique floue a été testée pour l'identification des espèces végétales mais n'a pas donné de résultats satisfaisants. Ceci peut s'expliquer par une variabilité intra-classe importante pour les espèces, difficilement évaluable avec un nombre restreint de relevés de terrain. Toutefois, nous avons eu de bons résultats pour la classification des cultures, et l'utilisation de fonctions d'appartenance pourrait être une perspective d'étude intéressante à l'avenir pour l'identification des arbres.

Néanmoins, un argument essentiel en faveur de notre méthode, en plus des arguments déjà évoqués, est qu'elle permet d'élaborer un algorithme ne nécessitant pas d'intervention de l'utilisateur une fois lancé. Ceci nous a permis d'utiliser le réseau (Cluster) de la Maison de la Télédétection pour effectuer la classification sur l'image entière, nous permettant de gagner beaucoup de temps dans la phase de traitements.

Le potentiel de l'analyse des textures n'a quant à lui peut-être pas été entièrement exploité. La consigne de l'équipe Carabe de minimiser le nombre de canaux et de couches non spectrales en entrée ainsi que les limites des possibilités de traitement par rapport à la taille des données nous ont amené à rechercher l'information la plus pertinente par des analyses statistiques. Ici aussi, le jugement de l'utilisateur peut être remis en question. De plus, il a également été demandé d'utiliser le logiciel ENVI pour calculer les différentes couches de texture. D'après la référente en télédétection du projet Camille Lelong, les calculs de textures sous eCognition sont assez obscurs et doivent être considérés avec précaution. Or, il aurait été intéressant d'extraire directement les textures des objets à discriminer pour tenter d'évaluer le meilleur moyen de caractériser les différentes occupation du sol. Ceci peut également être une piste d'amélioration pour les études futures.

Nous avons également dû faire face à de nombreuses contraintes méthodologiques et matérielles au cours de notre étude. Des méthodes ont été proposées pour contourner ces contraintes de manière à obtenir des résultats qui soient néanmoins pertinents et justifiables.

L'image satellite acquise par l'équipe Carabe couvre une zone de 400 km², et l'application de l'algorithme de classification permettant de réaliser une carte à l'échelle de l'arbre sur l'image entière a nécessité un peu plus de trois jours. La shapefile brute produite par eCognition pesait très lourd, plus de 6 gigas octets (un peu plus de 4 milliards de polygones), rendant des manipulations simples telles que la fusion de polygones impossibles sous Arcgis avec nos ressources informatiques. Une limite du logiciel eCognition est par ailleurs qu'il n'autorise pas les doublons de nomenclature. Dans notre cas, une même espèce a pu se retrouver dans différentes sous-classes, avec une nomenclature différente. La carte produite possédait donc une base de donnée et un symbolisme très hétérogène qu'il a fallu corriger. Ces opérations longues et fastidieuses représentent les points faibles de l'utilisation des images THRS pour la réalisation de cartes. En effet, l'identification d'objets à une échelle très fine (buissons de *Guiera senegalensis* de 1m de circonférence par exemple) implique la production de données d'autant plus lourdes que la scène est étendue. De plus, nous avons noté sur le produit brut de nombreuses incohérences dans la segmentation. Nous ne pouvons pas savoir si ces incohérences proviennent d'erreurs de manipulation ou d'une limite du logiciel, mais on peut envisager la possibilité d'une limitation des capacités d'eCognition avec l'augmentation du degré de complexité de l'algorithme de classification. La caractérisation des densités de mil, de bâti et de végétation arborée n'a quant à elle pas pu être calculée directement avec l'outil Patch Analyst du fait de l'importance de la base de données. Il nous fallait cependant arriver rapidement à un résultat car la pose des pièges avait été planifiée pour le 15 août, ce qui n'avait pas été mentionné par l'équipe avant une date avancée du stage. Néanmoins la méthodologie que nous avons proposé dans la Partie IV semble donner de bons résultats. Nous ne pourrions toutefois pas évaluer la qualité du plan d'échantillonnage réalisé tant que l'équipe Carabe n'aura pas récolté les insectes et effectué une analyse et une validation de ses résultats.

Nous pouvons tout de même évoquer quelques limites et pistes d'amélioration pour ce plan d'échantillonnage.

Premièrement, la définition des seuils de séparation entre les densités « fortes », « moyennes » et « faibles » a été subjective. Nous avons cependant essayé de respecter la concordance entre les seuils choisis et notre

perception de l'organisation du territoire par photo-interprétation (détection des seuils naturels). De plus, la séparation des motifs paysagers par clusterisation n'était pas la seule méthode disponible. En effet, les différentes fonctions que l'on peut utiliser dans ce but (fonction hclust dans notre cas) sont en fait la matérialisation de différents points de vue quant à la répartition des données, dépendant de la nature du script de la fonction (Campedel et al., 2007). Plusieurs méthodes ont été développées, mettant en jeu des processus de maximisation des distances entre groupes d'individus relativement homogènes ou bien au contraire en recherchant une minimisation des distances entre individus pour former des groupes par exemple, dépendant de l'approche mathématique. Nous aurions pu effectuer les analyses avec différents algorithmes, mais l'avantage de la fonction hclust est qu'elle propose, dans la lignée des classifications ascendantes hiérarchiques, de sélectionner un nombre de cluster (ou groupes) après avoir établis le schéma de hiérarchisation des données (Figure 37 page 54), ce qui nous a permis d'évaluer l'homogénéité des classes, ou « clusters », ainsi déterminés. Cela n'aurait pas été possibles avec d'autres algorithmes potentiellement utilisables qui nécessitent de renseigner au préalable un nombre de classes pour partitionner les données.

Dans le but de mettre en relation la diversité des motifs paysagers avec la régulation naturelle des ravageurs, nous avons choisi, au vu du faible nombre de pièges disponibles par rapport à la forte hétérogénéité du paysage, de réaliser un échantillonnage spatial à faible nombre de variables, qui pourra à la fois être représentatif de la zone d'étude (même nombre d'échantillons dans chaque modalité) mais aussi apporter des résultats d'analyse statistiquement significatifs (répétitivité dans chaque modalité d'au moins 5 échantillons). Cette méthodologie a été appliquée car des connaissances existent à l'heure actuelle sur les variables déterminantes pour la dynamique des insectes ravageurs. Cet échantillonnage ne peut cependant pas être qualifié de stratifié, car les différentes modalités ne sont pas représentées dans l'échantillonnage proportionnellement à leur représentation dans la zone d'étude (pourcentage d'occupation du sol).

Cependant, il aurait peut-être été intéressant, pour l'analyse du fonctionnement de l'écosystème, de prendre en compte des variables telles que la diversité spécifique. La capacité de prédiction de la carte d'occupation du sol étant très faible pour les espèces, le calcul de tels indices n'a pas été effectué, car l'information extraite aurait été en grande partie erronée. La diversité spécifique sera tout de même relevée à l'occasion de la campagne de terrain future et pourra mener à des analyses plus approfondies.

Emmanuel Roux et son équipe ont récemment publié un article¹ proposant une méthodologie pour la réalisation de plans d'échantillonnages réduits (petit nombre de placettes) dans des contextes à forte hétérogénéité. Il s'agit d'effectuer des Analyses en Composante Multiple à partir d'un choix conséquent de variables (facteurs environnementaux, sociaux, économiques...) permettant de déterminer, pour un faible nombre d'échantillons, la localisation des points les plus hétérogènes. Compte tenu du faible nombre de variables environnementales dont nous disposions, cette méthode n'a pas été considérée pour notre étude.

L'augmentation de la base de donnée de terrain déjà prévue (notamment sur l'identification plus précise des espèces, la nature du sol et le climat), pourrait cependant tout à fait permettre d'appliquer cette méthodologie à l'étude des relations entre motifs paysagers et régulation naturelle des ravageurs du mil et de l'arachide dans notre zone d'étude, bien que beaucoup d'études aient montré que l'identification de la végétation, sa superficie et sa répartition spatiale soit souvent suffisante pour analyser la régulation naturelle des insectes ravageurs des cultures (Bianchi et al, 2006).

¹ Roux.E., et al., (2013, submitted). Objective sampling design in a highly heterogeneous landscape – characterizing environmental determinants of malaria vector distribution in French Guiana, in the Amazonian region

Conclusion

Les objectifs méthodologiques posés au départ ont été en grande partie remplis, avec la création d'un plan d'échantillonnage représentatif de l'hétérogénéité du territoire selon trois variables déterminantes. Bien que la question principale de l'identification des espèces végétales n'aie pas été résolue, la méthodologie adoptée pourra être optimisée par l'ajout de connaissances approfondies sur l'occupation du sol.

L'utilisation d'images satellites Pléiades THRS pour la réalisation de cartes soulève quant à elle des perspectives très intéressantes pour l'analyse de la composition et de la structure des paysages.

, si l'on prend bien en compte les limites techniques induites par le traitement de bases de données d'une telle importance. Ces images nous ont en effet permis d'extraire l'ensemble de la végétation présente sur notre zone d'étude. L'utilisation d'autres types de capteurs comportant un plus grand nombre de bandes spectrales (moyen infra rouge ou lointain infra rouge) pourrait être une piste à explorer pour la discrimination des espèces végétales. L'acquisition d'une image Pléiades en période de végétation est également prévue dans le but d'améliorer l'identification du parcellaire agricole.

Bibliographie

Aksoy, S., Yalniz, I. Z., & Tasdemir, K. — (2012). Automatic detection and segmentation of orchards using very high resolution imagery. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 50(8), 3117-3131.

Amanieu, M., Legendre, P., Troussellier, M., & Frisoni, G. F. — (1989). Le programme Écothau: théorie écologique et base de la modélisation. *Oceanologica acta*, 12(3), 189-199.

Bannari, A., Teillet, P.M., Landy, R. — (2004) Comparaison des réflectances de surfaces naturelles dans les bandes spectrales homologues des capteurs TM de LANDSAT-5 et ETM+ de LANDSAT-7. *Télédétection*, 4(3), 263-275.

Benz, U. C., Hofmann, P., Willhauck, G., Lingenfelder, I., & Heynen, M. — (2004). Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58(3), 239-258.

Bianchi, F. J. J. A., Booij, C. J. H., & Tschardtke, T. — (2006). Sustainable pest regulation in agricultural landscapes: a review on landscape composition, biodiversity and natural pest control. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 273(1595), 1715-1727.

Blandin, P. — (2009). *De la protection de la nature au pilotage de la diversité*. Editions Quae.

Blaschke, T., Lang, S., Lorup, E., Strobl, J., & Zeil, P. — (2000). Object-oriented image processing in an integrated GIS/remote sensing environment and perspectives for environmental applications. *Environmental information for planning, politics and the public*, 2, 555-570

Boulaine, J. — (1995). Quatre siècles de fertilisation. *Étude et gestion des sols, Revue de l'AFES*, (2-3), 201-208.

Buyantuyev, A., & Wu, J. — (2007). Effects of thematic resolution on landscape pattern analysis. *Landscape Ecology*, 22(1), 7-13.

Cai Gao, B. — (1996). NDWI - a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 58(3):257-266.

Caloz, R., & Collet, C. — (2001). Précis de télédétection-Volume 3: Traitements numériques d'images de télédétection. *Presses de l'Université*.

Caloz, R., & Pointet, A. — (2003). Analyse comparative de la classification contextuelle et du maximum de vraisemblance: synthèse et cas d'étude. *Télédétection*, 3(2-3), 4.

Casson, B., Delacourt, C., Baratoux, D., & Allemand, P. — (2003). Seventeen years of the "La Clapière" landslide evolution analysed from ortho-rectified aerial photographs. *Engineering Geology*, 68(1), 123-139.

Chouquer, G. — (2003). Françoise Burel et Jacques Baudry, Écologie du paysage. Concepts, méthodes et applications. *Études rurales*, 167, 168.

Clinton, N., Holt, A., Yan, L., & Gong, P. — (2008). An accuracy assessment measure for object based image segmentation. *Int. Archives Photogramm., Remote Sens. Spatial Inform. Sci.*, 37(part 84).

Congalton, R. G. — (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote sensing of Environment*, 37(1), 35-46.

Costanza, R., d'Arge, R., De Groot, R., Farber, S., Grasso, M., Hannon, B., Van den Belt, M. — (1997). The value of the world's ecosystem services and natural capital. *nature*, 387(6630), 253-260.

Davey, P. M. — (1958). The groundnut bruchid, *Caryedon gonagra* (F.). *Bulletin of Entomological Research*, 49(02), 385-404.

Dean, C. I. T. — (1999). *Quantitative description and automated classification of cellular protein localization patterns in fluorescence microscope images of mammalian cells* (Doctoral dissertation presented by **Michael V. Boland**, Carnegie Mellon University).

Delcourt, H. R., & Delcourt, P. A. — (1988). Quaternary landscape ecology: relevant scales in space and time. *Landscape Ecology*, 2(1), 23-44.

Doré, T., Meynard, M., Le Corre-Gabens, N. — (2011). Le Grenelle de l'environnement : implications pour l'agronomie et les métiers d'agronomes. *Agronomie, Environnement & Sociétés*, 1(1) 13-21.

Dupraz C., Capillon A. — (2005). L'agroforesterie: une voie de diversification écologique de l'agriculture européenne ? Cahier d'étude DEMETER - Économie et Stratégies agricoles, Paris, 11 p.

FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations) — (2012) L'état de l'insecurité alimentaire dans le monde. Rome, 73 pp.

Foody, G. M. — (2002). Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote sensing of environment*, 80(1), 185-201.

Germain, C. — (1997). *Contribution à la caractérisation multi-échelle de l'anisotropie des images texturées* (Doctoral dissertation, Université Sciences et Technologies-Bordeaux I).

Giljum, S., Behrens, A., Hinterberger, F., Lutz, C., & Meyer, B. — (2008). Modelling scenarios towards a sustainable use of natural resources in Europe. *Environmental Science & Policy*, 11(3), 204-216.

Grechi, I., Hilgert, N., Sauphanor, B., Senoussi, R., Lescourret, F. — (2010). Modelling coupled peach tree-aphid population dynamics and their control by winter pruning and nitrogen fertilization. *Ecol. Model.* 221, 2363-2373

Guindon, B., Zhang, Y., & Dillabaugh, C. — (2004). Landsat urban mapping based on a combined spectral-spatial methodology. *Remote Sensing of Environment*, 92(2), 218-232.

Haralick, R. M., Shanmugam, K., & Dinstein, I. H. — (1973). Textural features for image classification. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, (6), 610-621.

Hayward, M. — (1999). Globalized mergers and acquisitions: The dangers of a monoculture. *Competitiveness Review: An International Business Journal incorporating Journal of Global Competitiveness*, 9(2), 1-iv.

Huete, A. R. — (1988) A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25, 295-309

Kääb, A. — (2002). Monitoring high-mountain terrain deformation from repeated air-and spaceborne optical data: examples using digital aerial imagery and ASTER data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and remote sensing*, 57(1), 39-52.

Kamagata, N., Akamatsu, Y., Mori, M., Qing Li, Y., Hoshinoy, Y., & Hara, K. — (2005), November). Comparison of pixel-based and object-based classifications of high resolution satellite data in urban fringe areas. In *Proceedings of the 26th Asian Conference on Remote Sensing. Hanoi, Vietnam*, 7-11.

Krishnaswamy, J., Bawa, K. S., Ganeshiah, K. N., & Kiran, M. C. — (2009). Quantifying and mapping biodiversity and ecosystem services: Utility of a multi-season NDVI based Mahalanobis distance surrogate. *Remote Sensing of Environment*, 113(4), 857-867.

Landis, J. R., & Koch, G. G. — (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *biometrics*, 159-174.

Lebeau, R. — (1996) Les grands types de structures agraires dans le monde, *Masson/Armand Colin*, 9-12.

Lescourret, F. — (2012). Comment l'écologie a amené à changer les pratiques des agronomes en recherche. *Agronomie, Environnement & Sociétés*, 2(1), 15-22.

Martha, T. R., Kerle, N., Jetten, V., van Westen, C. J., & Kumar, K. V. — (2010). Characterising spectral, spatial and morphometric properties of landslides for semi-automatic detection using object-oriented methods. *Geomorphology*, 116(1), 24-36.

Matokot, L., Mapangou-Divassa, S., & Delobel, A. — (1987). Evolution des populations de *Caryedon serratus* (Ol.) (Coleoptera: Bruchidae) dans les stocks d'arachide au Congo. *L'Agronomie tropicale*, 42(1), 69-74.

Metcalf, R. L., & Luckmann, W. H. (Eds.). — (1994). *Introduction to insect pest management*, 1, Wiley. com.

Morant, P. — (1999). Contribution de la télédétection pour l'analyse et la cartographie du paysage bocager armoricain. *Ingénieries-EAT*, 18.

Neubert, M., Herold, H., & Meinel, G. — (2006). Evaluation of remote sensing image segmentation quality—further results and concepts. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 36.

Nicoloyanni, E. — (1990) An index of diachronic change applied to two Landsat MSS scenes of Athens, Greece (Un indice de changement diachronique appliqué à deux scènes Landsat MSS sur Athènes/Grece/). In (*University of Salonika, International Conference on Advances in Remote Sensing, Salonika, Greece, Oct. 10-12, 1988*) *International Journal of Remote Sensing*, 11, 1617-1623.

Power, A. G. — (2010). Ecosystem services and agriculture: tradeoffs and synergies. *Philosophical transactions of the royal society B: biological sciences*, 365(1554), 2959-2971.

Puissant, A., Hirsch, J., & Weber, C. — (2005). The utility of texture analysis to improve per - pixel classification for high to very high spatial resolution imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 26(4), 733-74

Reis, S., & Taşdemir, K. — (2011). Identification of hazelnut fields using spectral and Gabor textural features. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(5), 652-661.

Rouse, J. W. — (1973) Monitoring the vernal advancement and retrogradation of natural vegetation. *Type ii report, NASA/GSFC*, Greenbelt, MD, USA

Shao, G., & Wu, J. — (2008). On the accuracy of landscape pattern analysis using remote sensing data. *Landscape Ecology*, 23(5), 505-511.

Swetnam, R. D., Fisher, B., Mbilinyi, B. P., Munishi, P. K. T., Willcock, S., Ricketts, T., Lewis, S. L. — (2011). Mapping socio-economic scenarios of land cover change: A GIS method to enable ecosystem service modelling. *Journal of environmental management*, 92(3), 563-574.

Turner, M. G., O'Neill, R. V., Gardner, R. H., & Milne, B. T. — (1989). Effects of changing spatial scale on the analysis of landscape pattern. *Landscape ecology*, 3(3-4), 153-162.

Weiner, J. — (2003). Ecology - the science of agriculture in the 21st century. *Journal of Agricultural Science* 141, 371-377

Wezel, A., & Soldat, V. — (2009). A quantitative and qualitative historical analysis of the scientific discipline of agroecology. *International Journal of Agricultural Sustainability*, 7(1), 3-18.

Wu, J. J. — (2013). Landscape ecology. In *Ecological Systems*, 79-200, Springer New York.

Wu, J. J., & Hobbs, R. R. J. (Eds.). — (2007). *Key topics in landscape ecology*. Cambridge University Press.

Yan, G., Mas, J.F., Maathuis, B. H. P., Xiangmin, Z., & Van Dijk, P. M. — (2006) Comparison of pixel-based and object-oriented image classification approaches – a case study in a coal fire area, Wuda, Inner Mongolia, China. *International Journal of Remote Sensing*, 27(18), 4039-4055

Webographie

-Liste des principaux indices radiométriques utilisés en analyse d'images satellites
<http://www.orfeo-toolbox.org/SoftwareGuide/SoftwareGuidech12.html>

-A.B. Dufour & J.R. Lobry *Initiation à l'analyse en composantes principales*,
<http://pbil.univ-lyon1.fr/R/pdf/tdr601.pdf>

-Coefficient Kappa
http://kappa.chez-alice.fr/Kappa_2juges_Def.htm

-Utilisation de la télédétection et des SIG dans la gestion durable des aires protégées : cas des forêts classées de Dogo-Ketou au Bénin. Mémoire présenté par Madame **Folohouncho Bibiane ENONZAN** pour l'obtention du Diplôme d'Etudes Supérieures Spécialisées (DESS)_ Obafemi Awolowo University Campus - 2010
<http://www.memoireonline.com/06/11/4575/Utilisation-de-la-teledetection-et-des-SIG-dans-la-gestion-durable-des-aires-protegees--cas-des.html>

-Traitement de la donnée Landsat sous ERDAS, M.Hakdaoui, 2005, Faculté des Sciences Casa II
<http://www.oosa.unvienna.org/pdf/sap/2005/morocco1/presentations/HAKDAOUIF.pdf?#zoom=81&statusbar=0&navpanes=0&messages=0>

-Traitements des données de télédétection avec le logiciel Erdas Imagine, version 8.4, *Formation Télédétection à N'Djamena*, Tostain, S., Soti. V, Faure, J.F.(2004)

-Fabbro-Peray,P., *Statistique inférentielle variable qualitatives (3) – Mesure de la concordance coefficient Kappa* - Faculté de Médecine Montpellier-Nîmes
[http://www.med.univ-montp1.fr/enseignement/cycle_2/Autres-Mod-Oblig/MB6/Nim/Biostats/MB6_Stat_Var_qualitative_3\(Kappa\)_Nimes_ok.pdf](http://www.med.univ-montp1.fr/enseignement/cycle_2/Autres-Mod-Oblig/MB6/Nim/Biostats/MB6_Stat_Var_qualitative_3(Kappa)_Nimes_ok.pdf)

-Calculateur de matrices de confusion (co-occurrence) en ligne
<http://www.dicom.uninsubria.it/~marco.vanetti/cfmatrix/?noc=8>

-Moquet, A. — (2003). Apport de la télédétection pour la cartographie d'habitats terrestres en zones humides méditerranéennes. *Mémoire de fin d'étude ENSAIA Nancy*, 51p.
http://eon2000plus.espaces-naturels.fr/docs/Moquet_Carto_teledetection_habitats_terrestres_Camargue.pdf?#zoom=81&statusbar=0&navpanes=0&messages=0

-Site de la Direction de la Communication externe, de l'Education et des affaires publiques du CNES, de la Direction de la Technologie du Ministère de la Recherche et de l'Académie de Toulouse (2002)
<http://www2.ac-toulouse.fr/mesoe/sommaire/peda/lexique.htm>

-Baccini, A., *Statistique Descriptive Multidimensionnelle*, *Institut de Mathématiques de Toulouse | UMR CNRS 5219*(2010)
<http://www.math.univ-toulouse.fr/~baccini/zpedago/asdm.pdf>

Glossaire et définitions

Agroforesterie	Système de production reposant sur l'association intentionnelle d'arbres ou d'arbustes à des cultures où à des élevages sur les mêmes parcelles.
Analyse en composantes principales	Technique statistique visant à permettre la représentation de bases de données importantes décrites par un ensemble de variables quantitatives dans un espace de dimension réduite en déformant le moins possible la réalité, par une analyse de la répartition des données considérées.
Bande spectrale	Intervalle du spectre des longueurs d'onde du rayonnement électromagnétique.
Canal	Plan d'une image obtenue dans une bande de longueur d'onde déterminée, cf <i>Bande spectrale</i> .
Classification	Méthode d'analyse des données qui permet de ranger des objets (pixels ou entités géométriques) dans des classes.
Classification non supervisée	Classification automatique basée en général sur des règles de décision dont les critères, fixés à priori, mettent en œuvre des traitements de nature statistique ou logique.
Classification supervisée	Classification réalisée de façon interactive par une personne connaissant et tenant compte de la réalité du terrain.
Compte-numérique	Sur une image numérique, valeur discrète affectée à un pixel.
Ecosystème	Système biologique, constitué par des organismes divers vivant dans un espace soumis à des conditions physiques et chimiques relativement homogènes. L'écosystème est un concept sans échelle spatiale préétablie.
GPS	Système de positionnement qui permet, à l'aide de 24 satellites en orbite circulaire à 20 000 km d'altitude de la terre, de 4 stations de surveillance au sol et d'un récepteur mobile de se positionner n'importe où sur la surface du globe terrestre.
Histogramme	Représentation graphique des valeurs de paramètres d'un ensemble de données en fonction de leur fréquence d'occurrence.
Image multispectrale, multibande	Image obtenue à partir de capteurs opérant dans plusieurs bandes spectrales à la fois.
Indice de brillance (IB)	Les variations de cet indice sont sensibles au type de sol, à la végétation et aux ombres portées par le soleil, donc à la saison.
Indice de végétation (NDVI)	Indice très fortement corrélé à l'activité chlorophyllienne des feuilles.
Longueur d'onde	Distance minimale entre deux points consécutifs de même phase d'une onde qui se propage en ligne droite.
Luminance	Intensité émise par unité de surface selon une direction donnée (en $W.m^{-2}$).
Mode raster	Mode de représentation qui traduit le monde réel sous la forme d'un ensemble de cellules contigües régulières de même géométrie. Pour les images numériques, on parle de pixels pour désigner ces cellules.
Mode vecteur	Mode de représentation qui traduit toute figure géométrique par des entités graphiques (point, arc ou polygone) auxquelles il est possible d'associer des informations.
Néocanal	Ou image non spectrale. Image modifiée issue du traitement numérique d'une image initiale et pouvant être utilisée également à nouveau dans un processus de traitement d'image.

Orthorectification	Rectification géométrique d'une image issue de la télédétection pour permettre sa superposition avec une carte planne qui correspond à la même emprise géographique.
Photo-interprétation	Examen visuel d'une ou plusieurs photographies aériennes ou images satellitaires destiné à reconnaître les objets et à les analyser en vue d'une étude thématique.
Pixel	Contraction de Picture Element, plus petit élément d'une image. Chaque pixel peut être affecté d'une valeur. La taille du pixel mesure la densité et la finesse de l'information, donc la définition ou la résolution de l'image.
Réflectance	En télédétection : rapport entre le flux lumineux réfléchi par un objet ou une surface et le flux lumineux incident.
Résolution spatiale	Inverse du nombre de pixels constituant la surface d'une image.
Résolution spectrale	En télédétection : plus petit écart entre deux longueurs d'onde pouvant être distinguées par le capteur.
Scène	En télédétection : unité de découpage dont le contour et la surface résultent surtout des propriétés du capteur. La taille d'une scène peut être définie par son emprise au sol.
Services écosystémiques	Externalités positives produites par le fonctionnement d'un écosystème au bénéfice des hommes ou des écosystèmes. La qualification de service repose avant tout sur le point de vue du bénéficiaire.
Système d'information géographique (S.I.G)	Ensemble d'opérations généralement informatisées destinées à transcrire et utiliser un ensemble d'informations (géographiques) relatives un territoire.
Télédétection	Ensemble des connaissances et techniques utilisées pour déterminer les caractéristiques physiques et biologiques d'objets par des mesures effectuées à distance, sans contact matériel avec ceux-ci. Comprend la photographie aérienne et la télédétection spatiale.
Texture (d'une image)	Ensemble d'attributs caractérisant l'aspect macroscopique de la surface d'un objet ou d'une partie d'image, indépendamment de la couleur et de la luminosité de cette surface.
Traitement automatique (de données, d'images)	Ensemble d'opérations systématiques appliquées à des données, qui utilisent des algorithmes prédéfinis et ne font pas appel en cours d'opération à l'expertise de l'opérateur.
Très haute résolution (images satellites)	Adjectif utilisé en référence à des images satellites à résolution métrique.
Valeurs propres – Eigenvalue (ACP)	La notion de valeur propre renvoie à des applications linéaires d'un espace vectoriel dans lui-même dans le champs de l'algèbre linéaire (discipline mathématique qui vise à décomposer de la manière la plus efficace possible l'espace en somme directe de sous-espaces stables. Ces notions s'appliquent à l'analyse de bases de données dans le but de déterminer leur répartition et leur catégorisation).
Variance expliquée (ACP)	Pourcentages d'inerties (variances cumulées dans les différentes dimensions) correspondant aux valeurs propres associées aux variables étudiées.

ANNEXES

LISTE DES ANNEXES

Annexe 1	: Présentation des partenaires du projet SAFSE	69
Annexe 2	: Fiche technique 1 : Présentation du logiciel eCognition – outils utilisés	70
Annexe 3	: Fiche technique 2 : Présentation du logiciel ERDAS – outils utilisés	71
Annexe 4	: Fiche technique 3 : Présentation du logiciel ENVI – outils utilisés	72
Annexe 5	: Modèle ERDAS de passage du Compte Numérique à la Luminance	73
Annexe 6	: Fiche de terrain utilisée pour la campagne de relevés de Février 2013	74
Annexe 7	: ACP sur les cultures – Résultats graphiques	75
Annexe 8	: ACP sur les espèces – Résultats graphiques	84
Annexe 9	: Fonctions d'appartenance pour les classes d'occupation du sol	87
Annexe 10	: Paramètres de segmentation utilisés	92
Annexe 11	: Seuils des indices pour les différentes classes arborées	93
Annexe 12	: Densités des trois variables (mil, bâti, végétation arborée) - Motifs paysagers de 100 ha	98
Annexe 13	: Croisement des modalités de densité – Caractérisation du paysage	101
Annexe 14	: Descriptif des modalités issues du croisement des variables	103
Annexe 15	: Hexagones sélectionnés pour l'échantillonnage	104
Annexe 16	: Plan d'échantillonnage final	105
Annexe 17	: Analyses préliminaires - Base de données radiométrique	106
Annexe 18	: Analyses préliminaires - Base de données texturale	120
Annexe 19	: Scripts utilisés sous R	139
Annexe 20	: Carte d'occupation du sol finale (Niveau 3) sans identification des espèces arborée	141
Annexe 21	: Validation de la classification – Matrice de confusion générale	143

_ ANNEXE [1] _

Partenaires du projet SAFSE

Partenaires du Nord :

Cirad - Centre de coopération international de recherche agronomique pour le développement
 IRD - Institut de recherche pour le développement
 INRA - Institut national de la recherche agronomique
 Université Paris-Sud
 Montpellier SupAgro
 Projet NSF/PIRE (Ohio State University, USA)



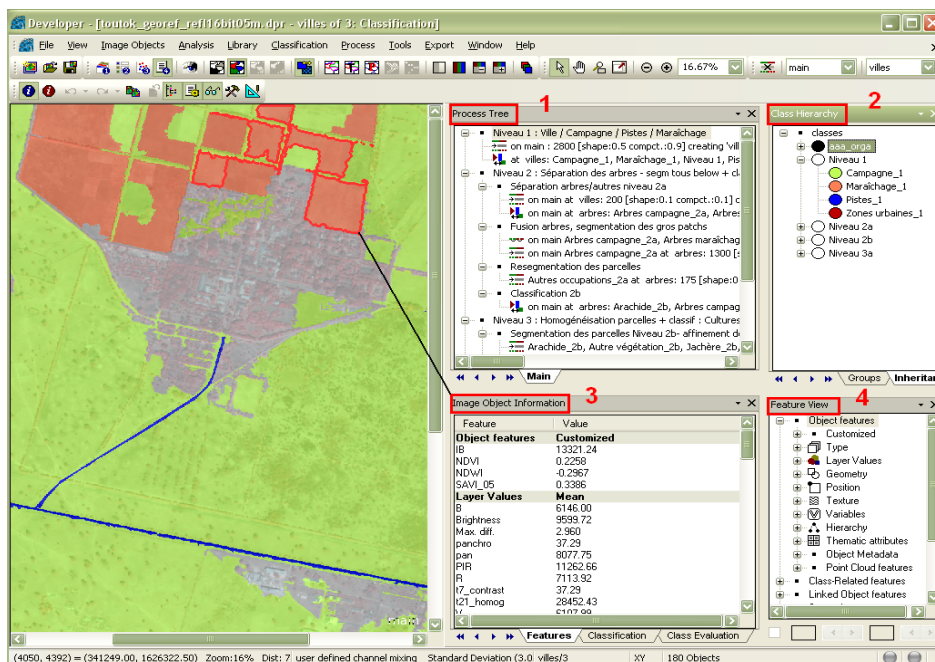
UR SBPA (Cirad)
 UMR AMAP (Cirad, IRD)
 UMR ART DEV (Cirad)
 UR Bioagresseurs (Cirad)
 UMR Eco&Sols (Cirad, IRD)
 UMR Innovation (Cirad, Montpellier SupAgro)
 UR SCA (Cirad)
 UMR System (Cirad, Montpellier SupAgro)
 UMR Tetis (Cirad)
 UMI Résiliences (IRD)
 UMR CEREGE (IRD)
 UMR GRED (IRD)
 UMR HSM (IRD)
 UMR LTHE (IRD)
 UMR IDES (IRD, Université Paris-Sud)
 UMR LOCEAN (IRD)
 UR BEE (INRA)
 UMR LISAH (INRA)

Partenaires du Sud :

INRAB, Bénin
 Direction générale de l'eau, Bénin
 Université Abomey Calavi, Bénin
 IRAD (Cameroun)
 Université de DSCHANQ, Cameroun
 CATIE, Costa Rica
 CINPE, Costa Rica
 Universidad de Costa Rica, CITA
 University of Nairobi, Kenya
 CRF Nairobi, Kenya
 ICRAF, Kenya
 Nitlapan, Nicaragua
 Université Abdou Moumouni, Niger
 Université Maradi, Niger
 ISRA (Sénégal)
 IRA, University Das es Salaam, Tanzanie



_ ANNEXE [2] _ eCognition developer 8



UN PROJET

Le projet eCognition est constitué d'un ensemble d'images/couches raster et vecteur géolocalisées ou non. Dans notre cas, le projet comporte :

- Une image multispectrale de quatre bandes (bleu, rouge vert, proche infra-rouge)
- Une image panchromatique (une seule bande)
- Une image d'analyse de texture effectuée selon une fenêtre de 7 pixels sur la variable « contraste »
- Une image d'analyse de texture effectuée selon une fenêtre de 21 pixels sur la variable « homogénéité »

Soit en tout 7 bandes de résolution 0.5m codées en 16bit et géolocalisées selon le système de référence « WGS_1984_Complex_UTOM_Zone_28N Transverse_Mercator ». On peut réaliser différentes compositions colorées à partir des bandes.

QUATRE INTERFACES

PROCESS TREE (1)

C'est l'interface d'appel des différentes fonctions du logiciel. Notre process tree comporte des algorithmes de segmentation, qui va découper l'image en plusieurs polygones, et de classification, de fusion et d'export des objets que nous aurons créés.

IMAGE OBJECT INFORMATION (3)

Pour un polygone sélectionné, cette interface donne la valeur de différentes variables, à sélectionner parmi les variables disponibles dans le Feature View.

FEATURE VIEW (4)

Cette interface présente les différentes variables disponibles pour le calcul et la représentation. Il s'agit de variables radiométriques (moyennes des différentes bandes, indices...) mais aussi géométriques (longueur/largeur, aire...) ou bien encore relatives à la classification (distance à une classe, bordure relative...).

CLASS HIERARCHY (2)

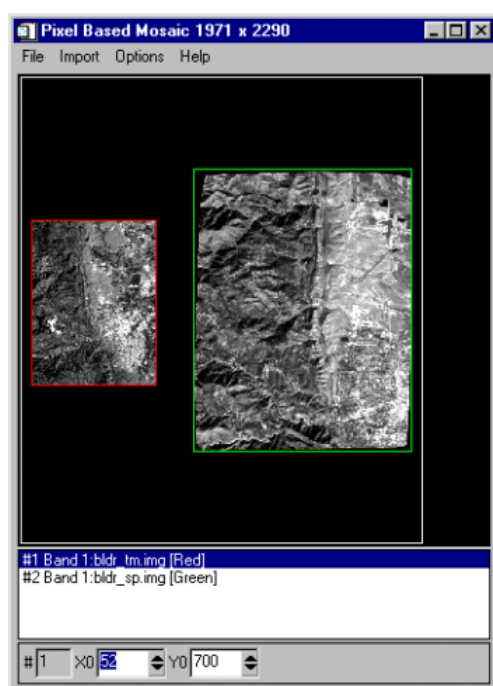
C'est dans cette interface que se construisent les règles de classification de l'image. On y crée des classes que l'on dote de certaines caractéristiques (moyenne maximale de bleu, indice de brillance minimal...). C'est cet arbre qui est utilisé dans les algorithmes de classification.

_ ANNEXE [3] _

ENVI (Environment for Visualizing Images)

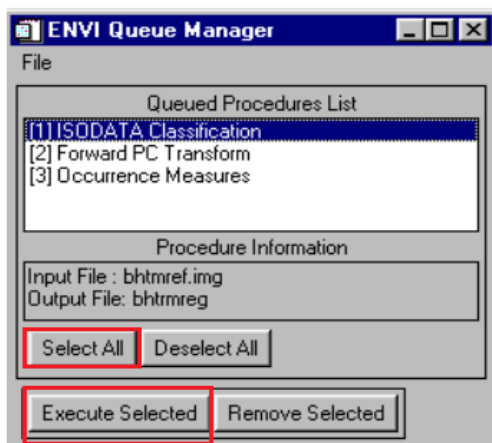
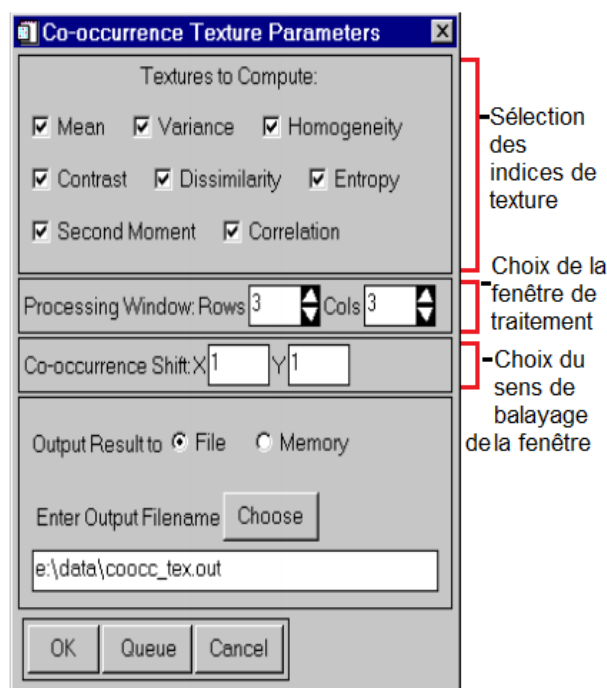
Envi est un logiciel de traitement de données issues de la télédétection développé par Better Solutions Consulting, LLC. Il a été utilisé afin d'effectuer des calculs d'indices de texture et la construction de mosaïques de manière simple grâce à ses outils interactifs et simples d'utilisation. A l'instar d'eCognition, il permet d'effectuer des classifications supervisées (basée sur l'homogénéité spectrale des objets) et non supervisées (basée sur l'homogénéité spectrale des pixels). Cependant, le logiciel ne propose pas, à ce jour, de méthode de classification orientée-objet qui soit expertisée (détermination manuelle des seuils). C'est pourquoi nous ne l'avons pas utilisé pour réaliser la carte d'occupation du sol.

Principaux outils utilisés :



Créations de mosaïques : sous-sélection spatiale d'extraits de l'image, utilisation d'entités de découpage (Regions Of Interest) pour créer une mosaïque basée sur les pixels

Calcul d'indices de texture



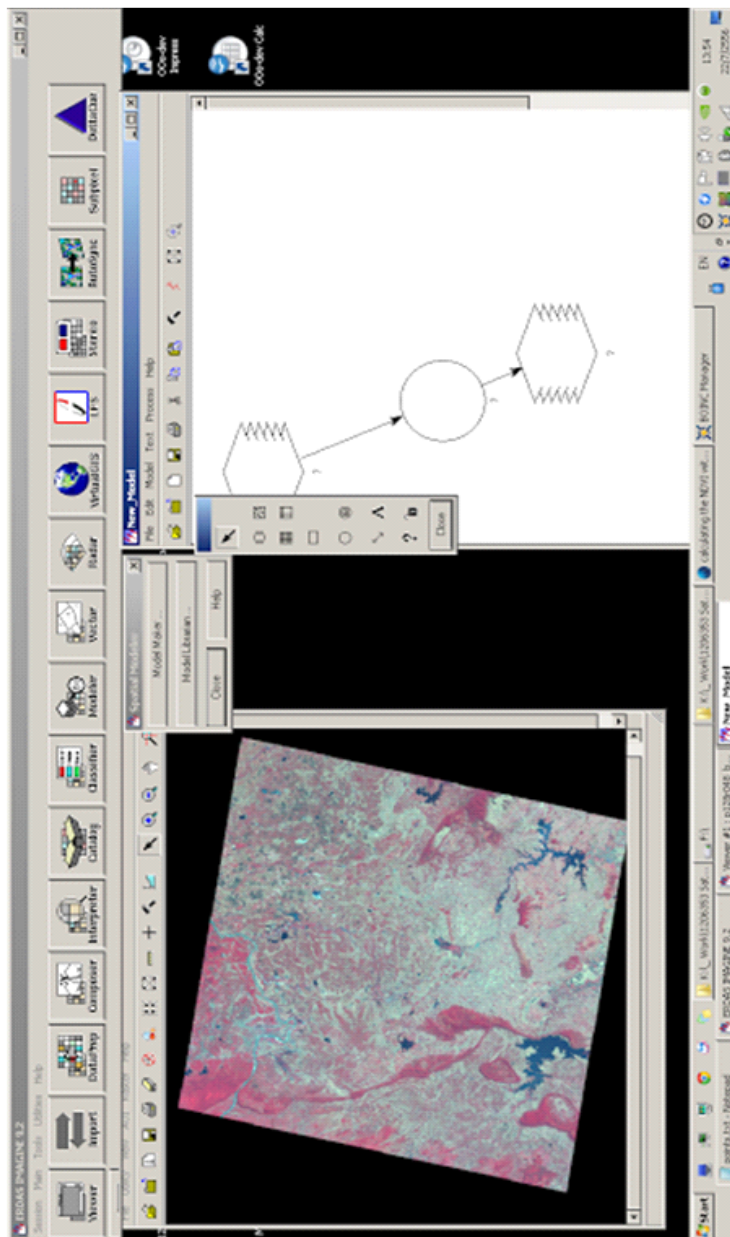
Originalité du logiciel : La mise en file d'attente d'opérations lourdes et leur lancement simultané optimise les temps de traitement

Source : ENVI user's Guide 2004

— ANNEXE [4] —

ERDAS Imagine

ERDAS Imagine est, comme ENVi, un logiciel de traitement de données issues de la télédétection qui prend en charge des données multisources et offre un large panel d'options et d'outil, tant pour le traitement pur que pour les opérations de classification supervisées et non supervisées. Comme ENVi, il ne dispose pas non plus des configurations nécessaires pour effectuer une classification expertisée. Cependant, sa fonction Model Maker rend le traitement d'images satellites interactif et très simple à mettre en œuvre. C'est pourquoi nous l'avons utilisé au cours de notre étude. L'Annexe 5 présente la fonction utilisée pour convertir l'image multispectrale du compte numérique vers la luminance. La conversion de l'image panchromatique et le passage des images du mode luminance vers la réflectance suit le même schéma organisationnel, la formule utilisée étant différente.

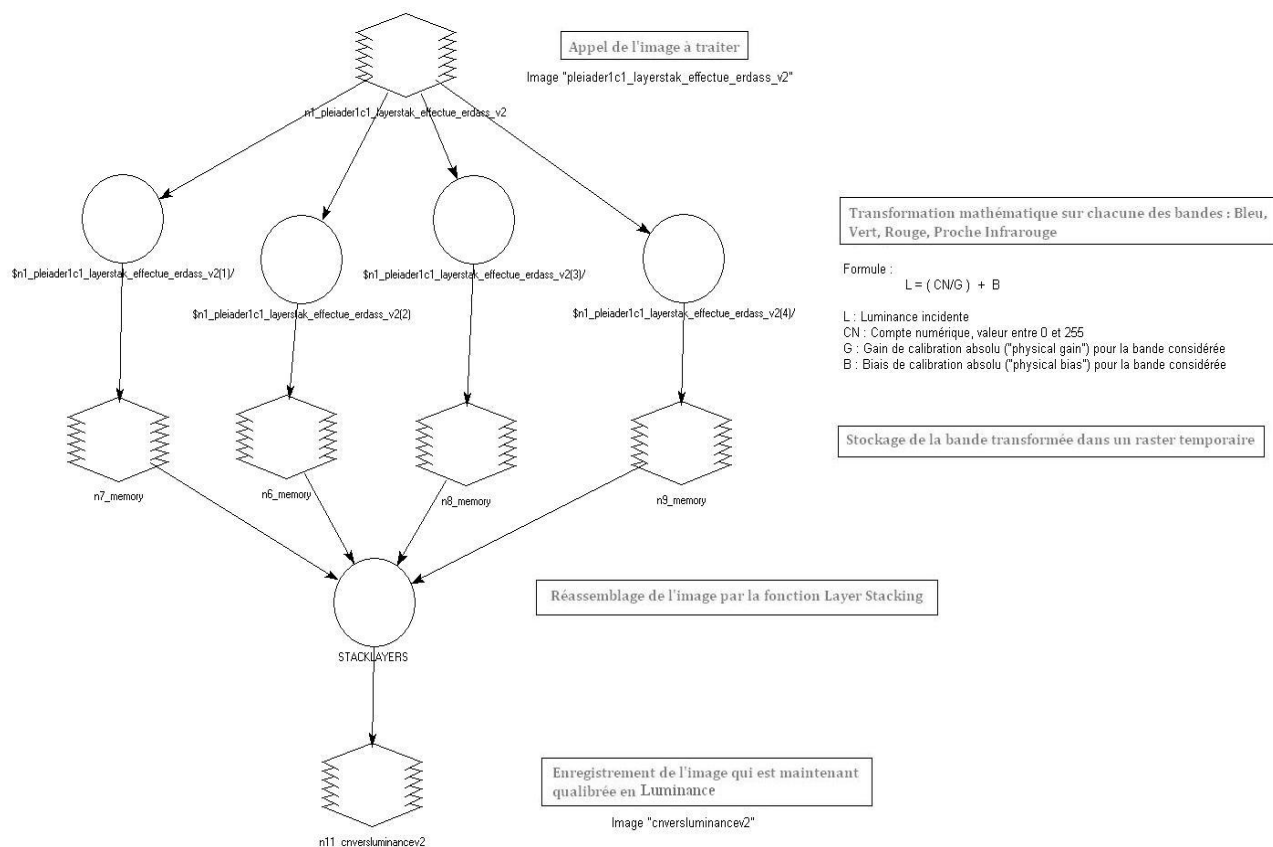


Source de l'image : <http://notmydocuments.blogspot.fr/2013/07/wicha-satellite-image-processing.html>

_ ANNEXE [5] _

Schéma du passage du compte numérique à la luminance sous ERDAS

Schéma de conversion du compte-numérique en luminance avec la fonction model-maker du logiciel ERDAS



_ ANNEXE [6] _

Fiche utilisée pour la campagne de relevés de terrain de février 2013

N° zone :

Date :

N° Photo	Orientation

Points GPS		
N°	X (m)	Y (m)

Altitude:..... Sol :

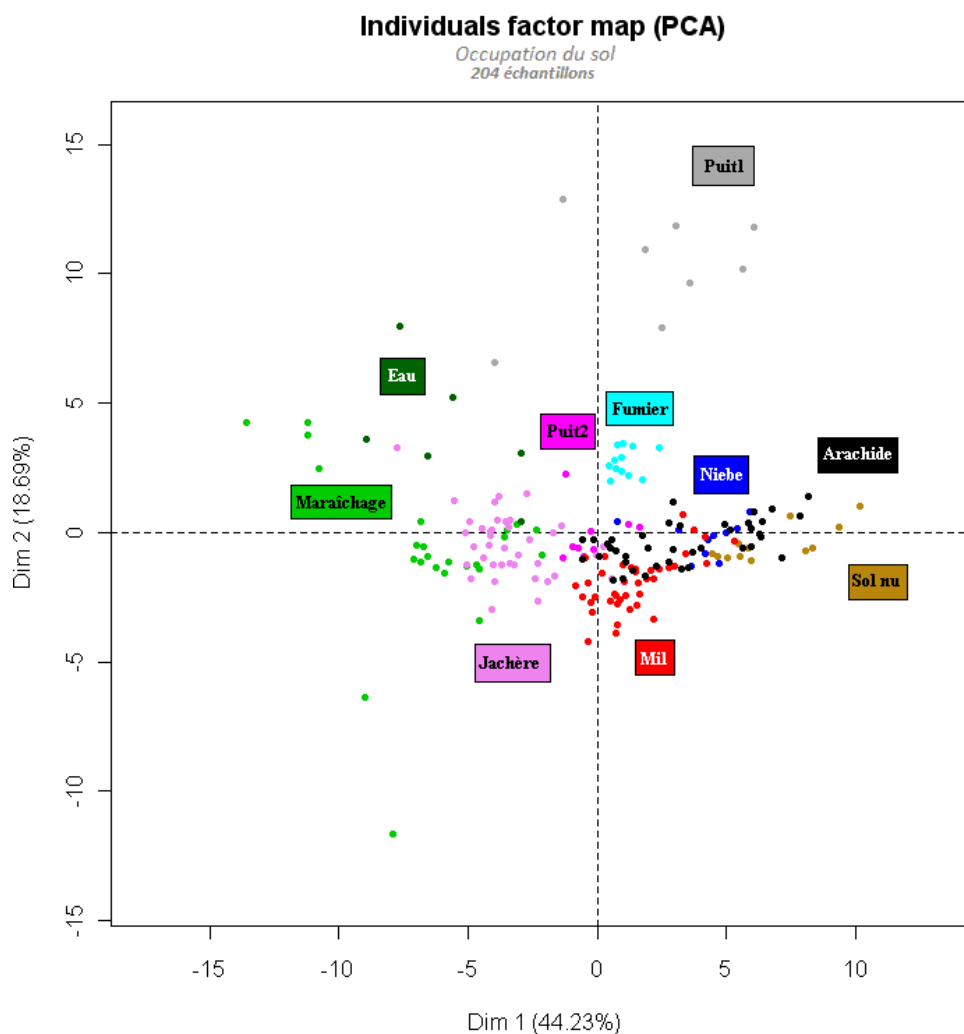
Description graphique

Type	Arbre	Arbuste	Buisson
Hauteur		<u>Espèce(s)</u> :	
Densité			
Taille fe			
Couleur			

Autres remarques (Cultures, herbacées, parcs...) :

_ ANNEXE [7] _

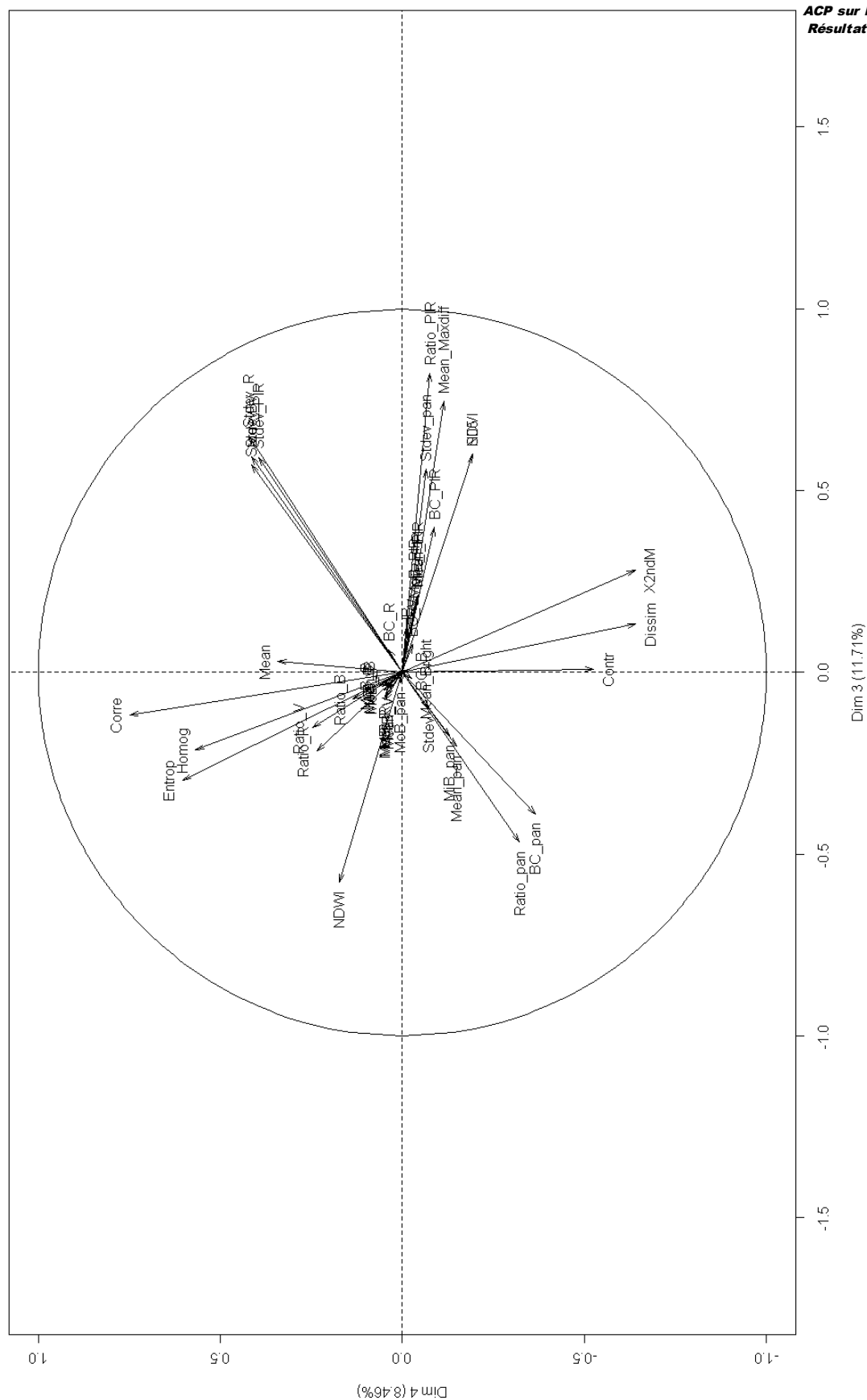
ACP sur les cultures – Résultats graphiques



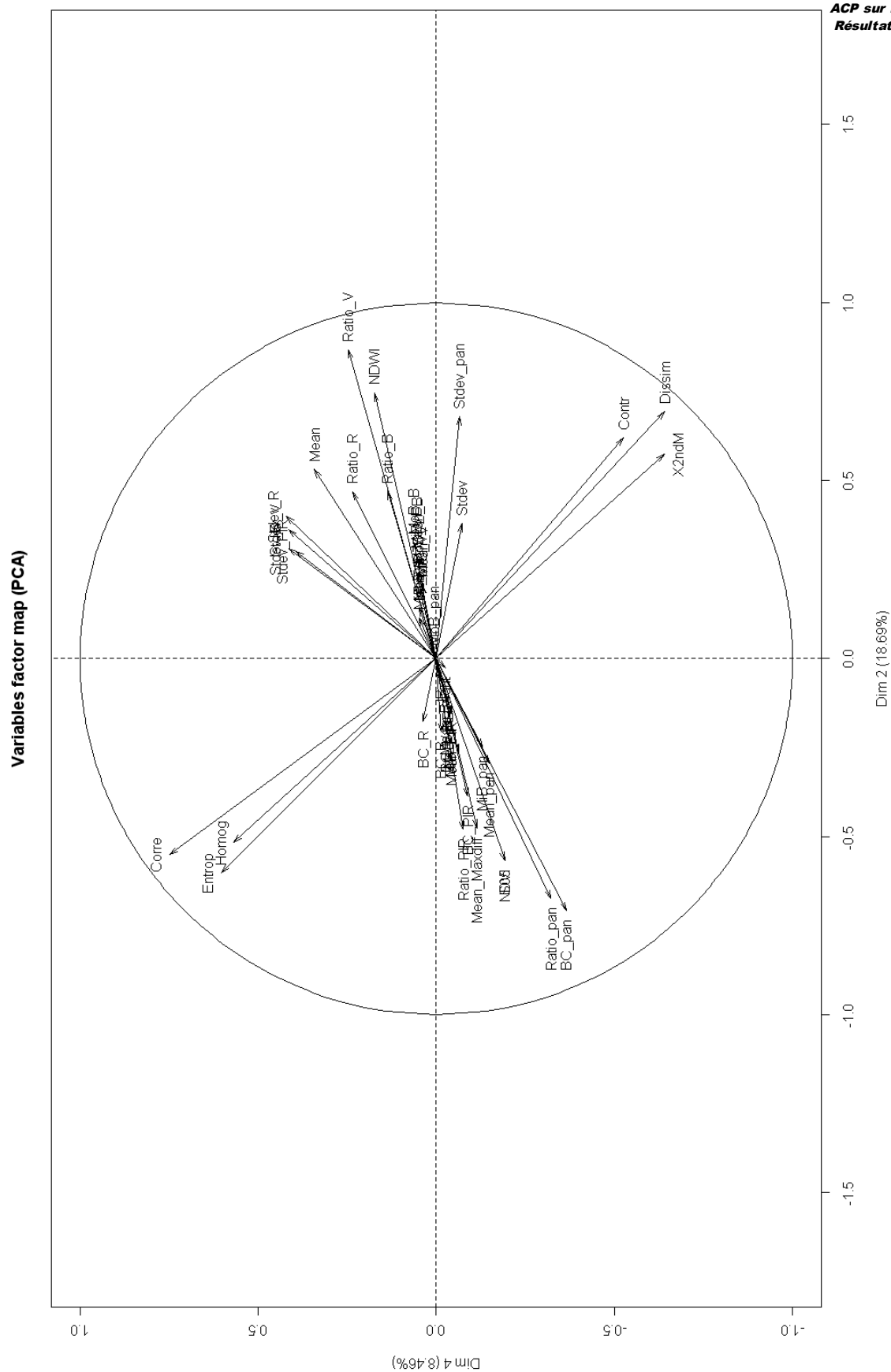
ANNEXE 7 **ACP sur les cultures -** **Résultats numériques**

Dim.1			Dim.2			Dim.3		
Dim.1\$quanti			Dim.2\$quanti			Dim.3\$quanti		
co	rrelation	p.value	co	rrelation	p.value	co	rrelation	p.value
Mean_Bright	0.9937796	1.565145e-194	Ratio_V	0.8666685	6.399900e-63	Ratio_PIR	0.8220443	2.696334e-51
Mean_R	0.9869014	5.128816e-162	NDWI	0.7458417	1.707743e-37	Mean_Maxdi	0.7451318	2.174381e-37
MI_B	0.9862929	4.882524e-160	Dissim	0.6932173	1.497919e-30	Stdev_R	0.6508226	5.858899e-26
MoB_pan	0.9835355	4.663592e-152	Stdev_pan	0.6786344	6.952485e-29	NDVI	0.5996256	2.642920e-21
IB	0.9820884	2.150001e-148	Contr	0.6197609	4.936605e-23	SOS	0.5996185	2.646471e-21
MoB_R	0.9743588	7.954647e-133	X2ndM	0.5733815	3.164382e-19	Stdev_V	0.5937975	7.943569e-21
Mean_V	0.9672876	2.689533e-122	Mean	0.5308681	3.147600e-16	Stdev_PIR	0.5915044	1.217344e-20
MI_B	0.9664579	3.237119e-121	Ratio_B	0.4694699	1.408745e-12	Stdev_B	0.5702288	5.465014e-19
Mean_PIR	0.9518994	1.007735e-105	Ratio_R	0.4683321	1.621192e-12	Stdev_pan	0.5583790	4.047836e-18
MI_PIR	0.9511026	5.086179e-105	Stdev_R	0.3997738	3.147824e-09	BC_PIR	0.3987730	3.473311e-09
MoB_PIR	0.9502146	2.994209e-104	Stdev	0.3785180	2.375007e-08	X2ndM	0.2815305	4.519751e-05
MoB_V	0.9486882	5.851369e-103	Stdev_V	0.3623992	1.001421e-07	Mean_PIR	0.2121968	2.311935e-03
MI_B	0.9369650	3.417838e-94	MoB_B	0.3253291	2.055687e-06	MI_PIR	0.2101134	2.558603e-03
Mean_B	0.9368770	3.917724e-94	Stdev_B	0.3091496	6.823819e-06	MoB_PIR	0.1816839	9.303366e-03
MI_Pan	0.9206573	1.831948e-84	Stdev_PIR	0.3013077	1.190635e-05	Ratio_V	- 0.1521946	2.977344e-02
MoB_B	0.9137121	6.137431e-81	Mean_B	0.2864225	3.279427e-05	MI_Pan	- 0.1750685	1.226294e-02
Mean_Pan	0.8976184	8.445324e-74	MI_B	0.2860081	3.370545e-05	Mean_Pan	0.2034570	3.515165e-03
Ratio_R	0.7503572	3.604445e-38	MoB_V	0.2420870	4.857703e-04	Homog	- 0.2136172	2.156366e-03
BC_R	0.6896510	3.909839e-30	MI_V	0.2073275	2.925765e-03	Ratio_R	- 0.2157585	1.939796e-03
BC_V	0.6850645	1.316057e-29	Mean_V	0.2064845	3.045920e-03	Entrop	- 0.2964632	1.666001e-05
BC_B	0.6825291	2.549853e-29	MoB_R	0.1422282	4.243083e-02	BC_Pan	- 0.3894064	8.587500e-09
BC_PIR	0.5889298	1.958075e-20	Mean_PIR	0.1531650	2.873435e-02	Ratio_Pan	- 0.4673241	1.835247e-12
Mean_Maxdi	0.3084549	7.173369e-06	MI_PIR	- 0.1548502	2.700332e-02	NDWI	- 0.5775749	1.515903e-19
Ratio_Pan	0.2078436	2.854344e-03	BC_R	- 0.1771499	1.125310e-02			
Stdev_V	0.1636228	1.936533e-02	BC_V	- 0.1898831	6.524238e-03			
Stdev_PIR	- 0.1586497	2.342564e-02	BC_B	- 0.2063932	3.059210e-03			
NDWI	- 0.1612163	2.124684e-02	MI_Pan	- 0.2477920	3.524840e-04			
Ratio_V	- 0.2187217	1.672734e-03	Mean_Pan	0.2942012	1.944931e-05			
Mean	- 0.3952106	4.917052e-09	BC_PIR	- 0.3865680	1.123551e-08			
SOS	- 0.4692448	1.448496e-12	Mean_Maxdi	0.4760957	6.152675e-13			
NDVI	- 0.4693320	1.432971e-12	Ratio_PIR	- 0.4795805	3.951054e-13			
Ratio_B	- 0.8330517	7.736552e-54	Homog	- 0.5159765	2.830495e-15			
			Corre	- 0.5507928	1.399680e-17			
			NDVI	- 0.5672776	9.066546e-19			
			SOS	- 0.5673393	8.971464e-19			
			Entrop	- 0.6009398	2.055708e-21			
			Ratio_Pan	- 0.6732301	2.726459e-28			
			BC_Pan	- 0.7073174	2.929792e-32			

Variables factor map (PCA)

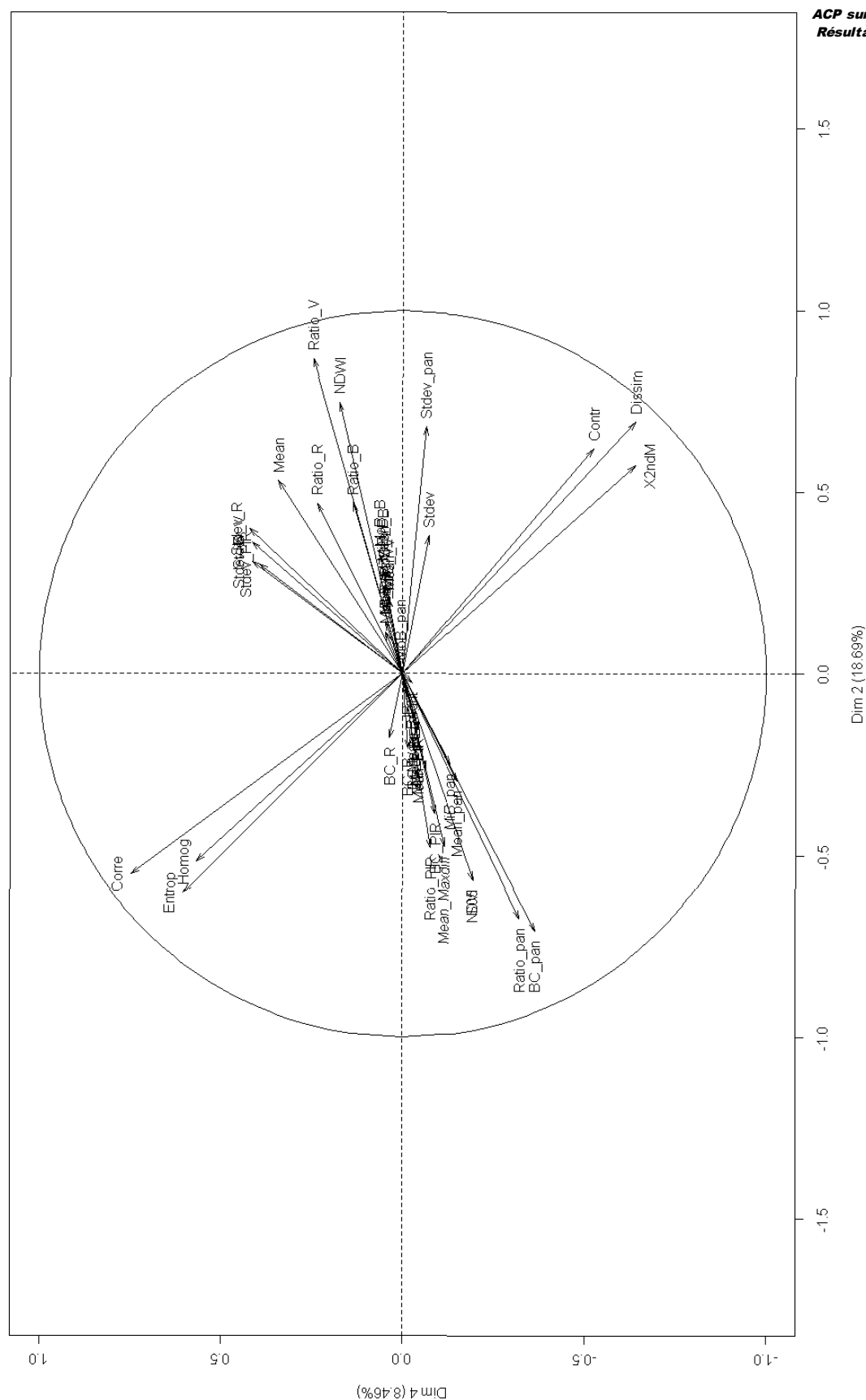


ANNEXE 7
ACP sur les cultures -
Résultats graphiques



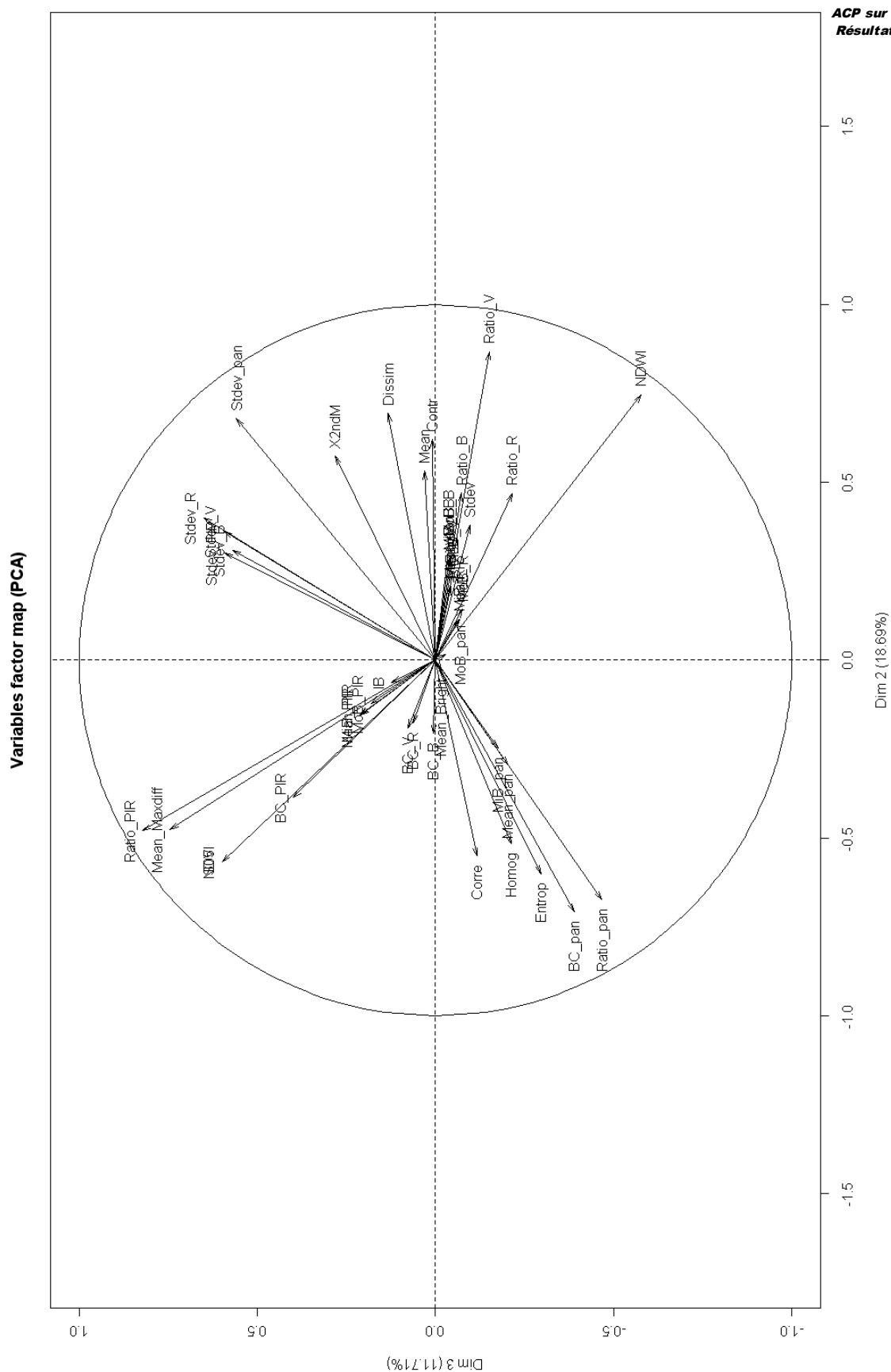
ANNEXE 7
ACP sur les cultures -
Résultats graphiques

Variables factor map (PCA)



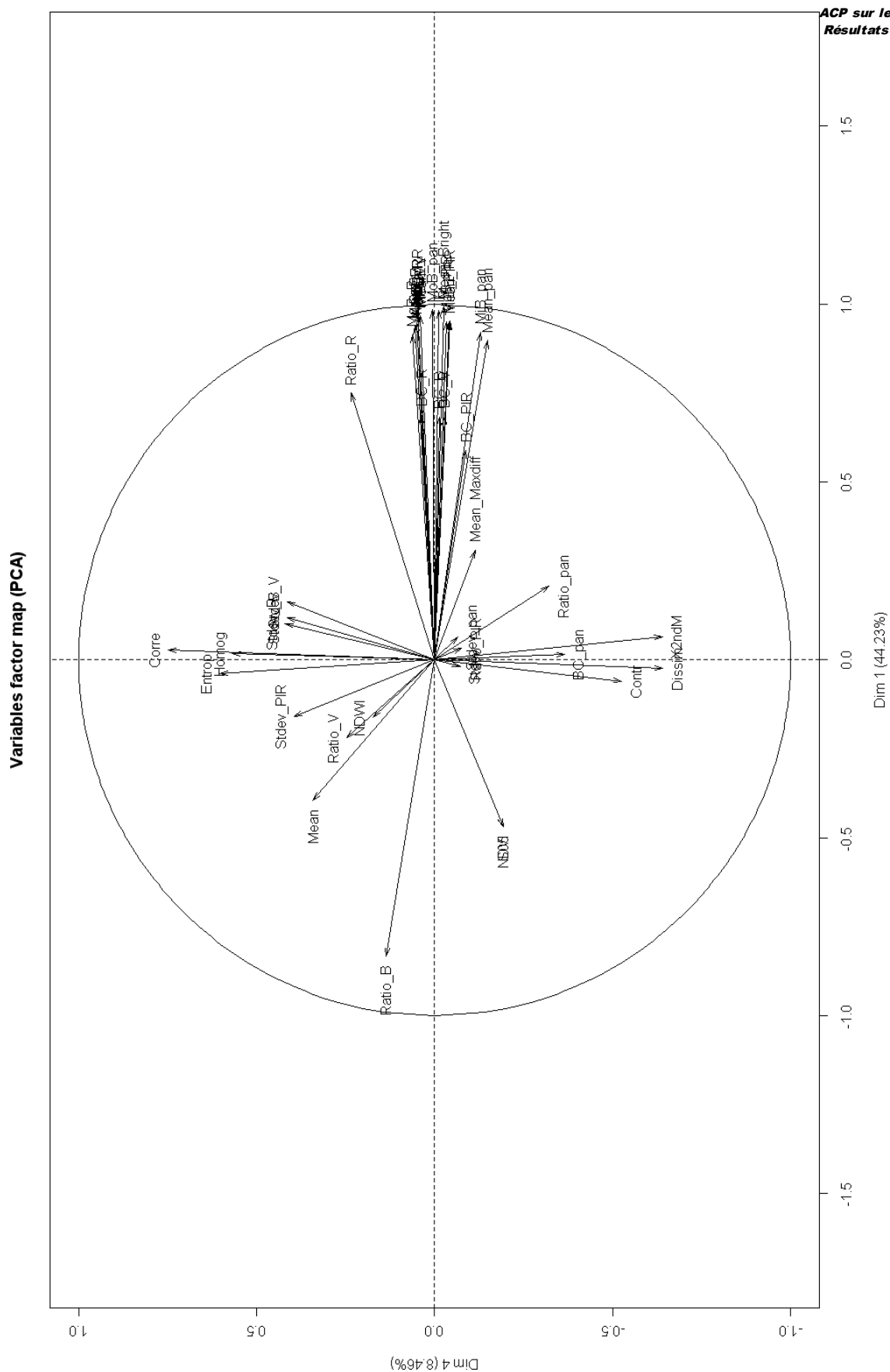
ANNEXE 7

ACP sur les cultures – Résultats graphiques



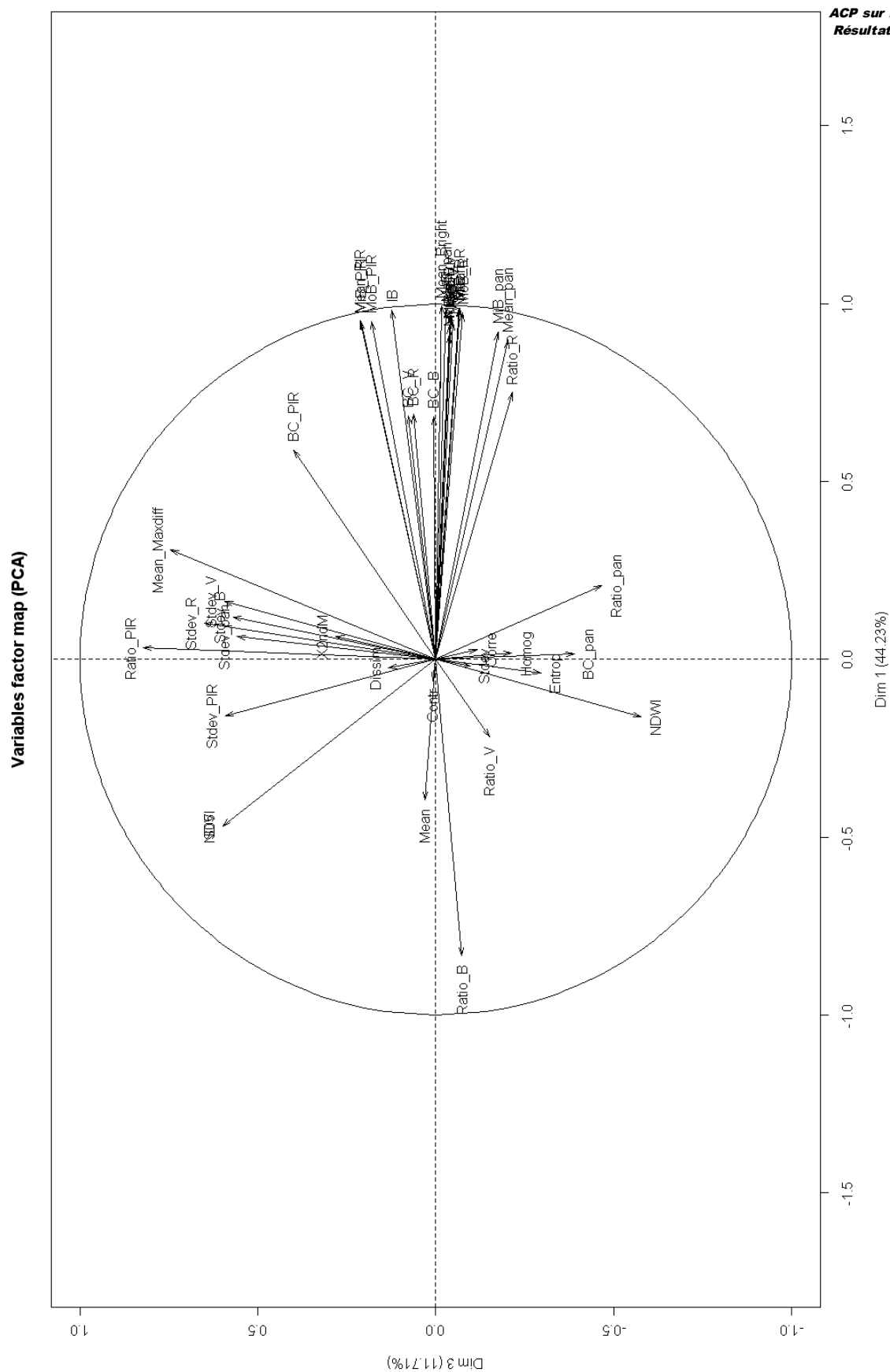
ANNEXE 7

ACP sur les cultures – Résultats graphiques



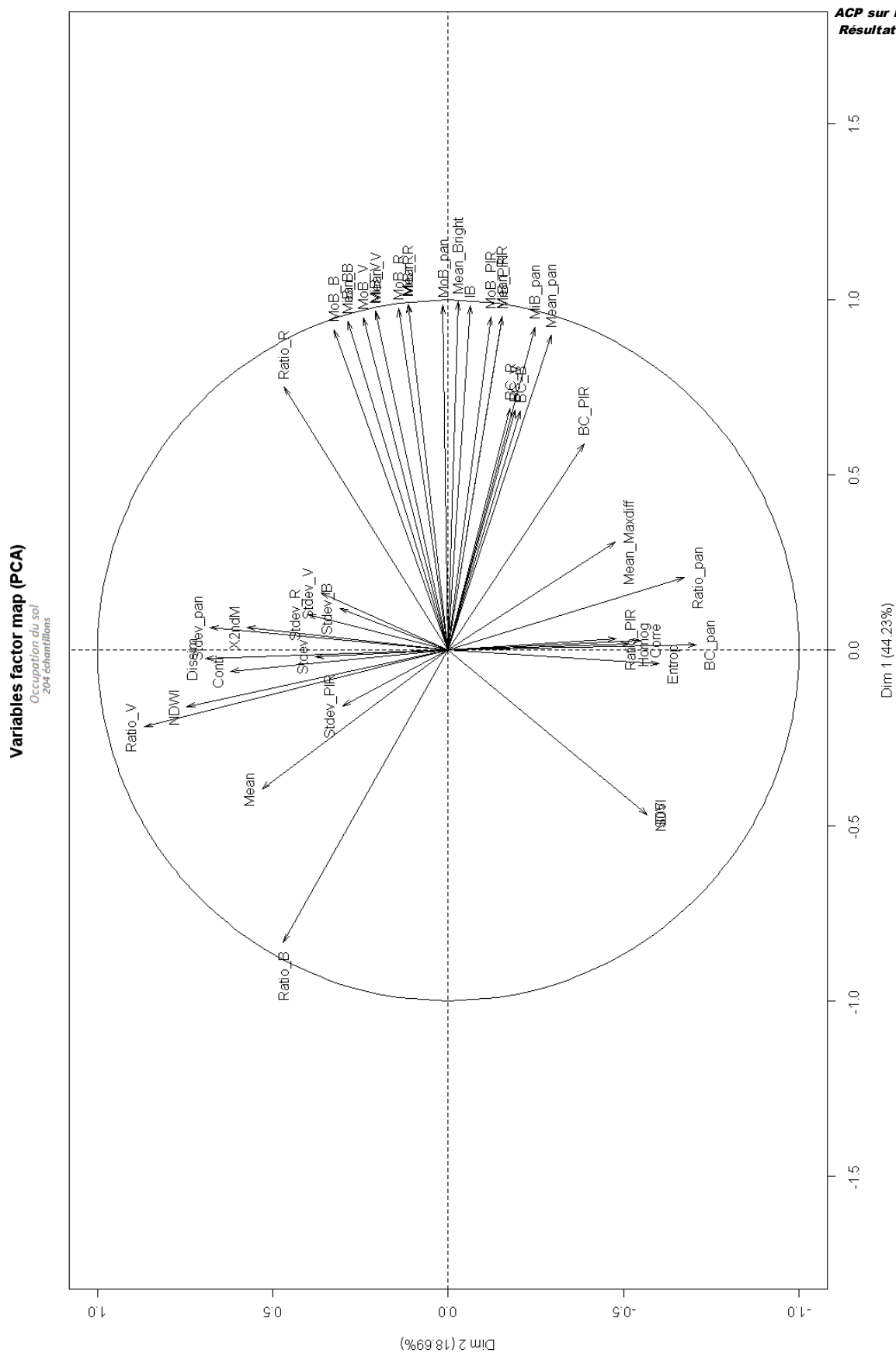
ANNEXE 7

ACP sur les cultures – Résultats graphiques



ANNEXE 7

ACP sur les cultures – Résultats graphiques

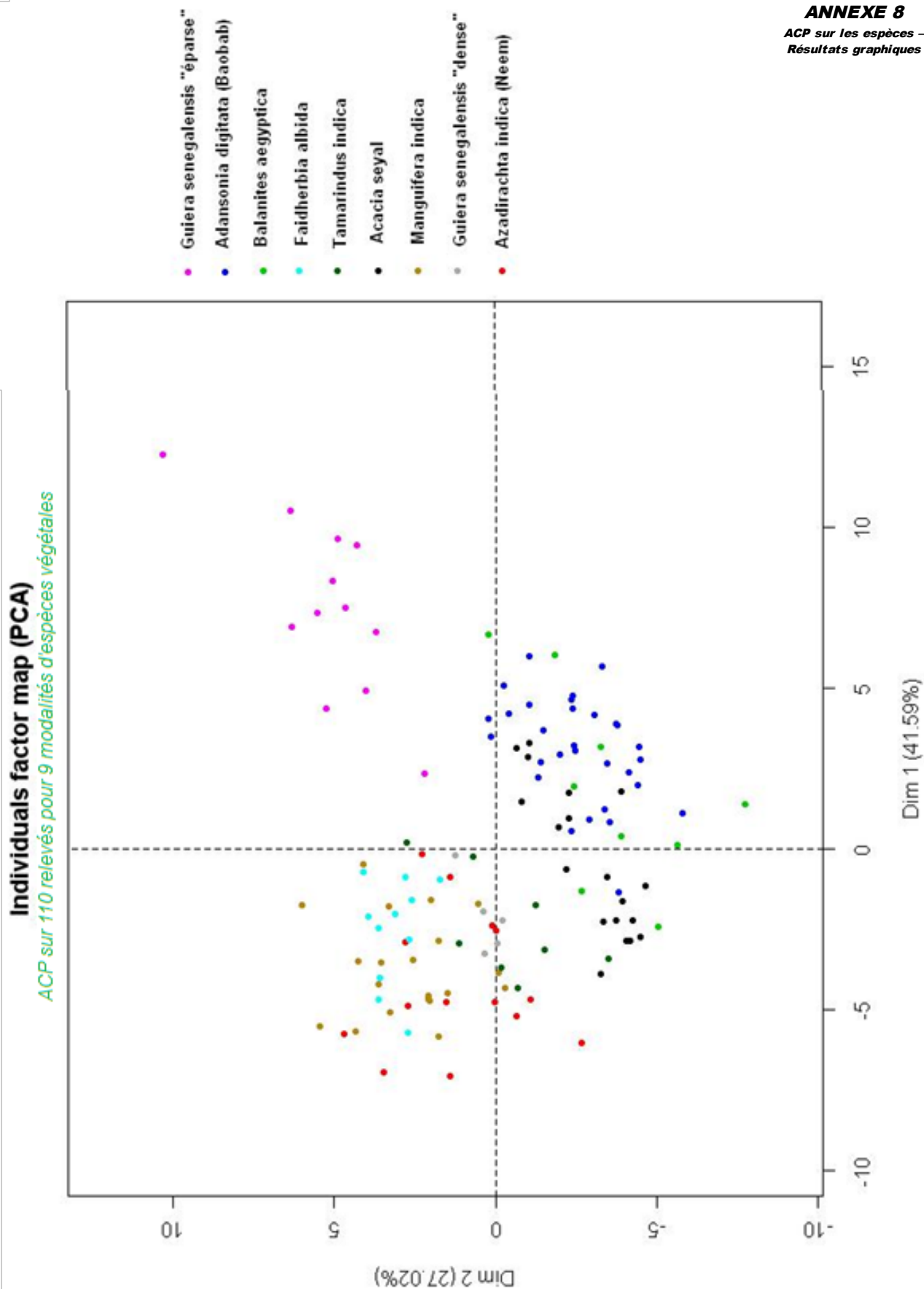


ANNEXE [8]

ACP sur les espèces - Résultats numériques

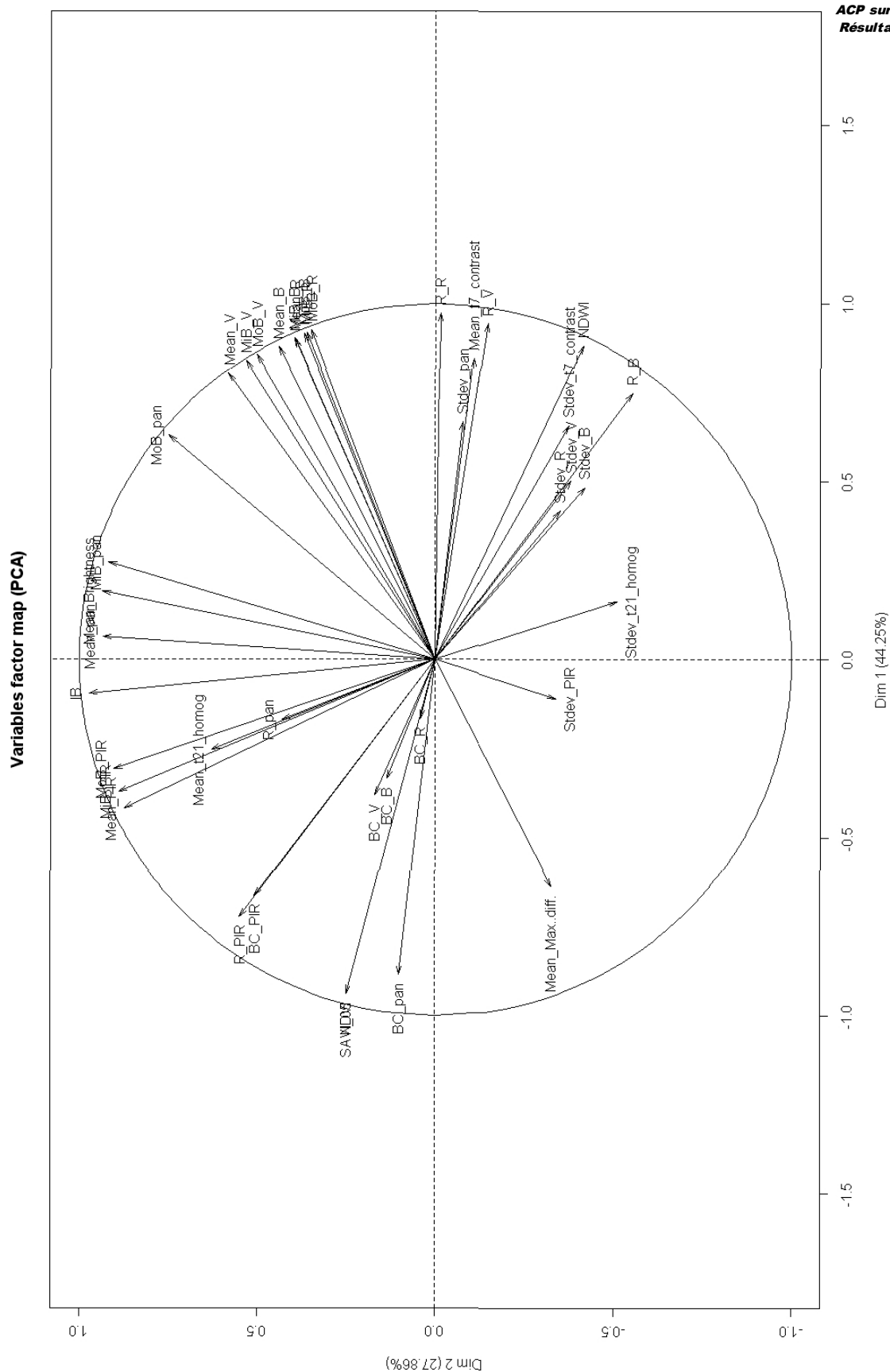
\$Dim.1	\$Dim.2		\$Dim.3	
\$Dim.1\$quantit	correlation	p.value	\$Dim.2\$quantit	\$Dim.3\$quantit
R_R	0.9733054	7.296156e-71	IB	Stdev_R
R_V	0.9445902	4.559355e-54	Mean_Bright	Stdev_V
MoB_R	0.9254580	2.464261e-47	Mean_pan	Stdev_PIR
MiB_R	0.9190903	1.735100e-45	MiB_pan	Stdev_B
MoB_B	0.9155046	1.637159e-44	MoB_PIR	Mean_t21_h
MiB_B	0.9041911	1.065026e-41	MiB_PIR	Mean_Max..
Mean_R	0.8997741	1.076437e-40	Mean_PIR	R_V
NDWI	0.8810743	6.620529e-37	MoB_pan	Mean_t7_coi
Mean_B	0.8778148	2.605555e-36	Mean_t21_h	R_B
MoB_V	0.8557445	1.105533e-32	Mean_V	BC_V
Mean_t7_coi	0.8448765	4.118006e-31	R_PIR	BC_B
MiB_V	0.8386937	2.855309e-30	MiB_V	BC_R
Mean_V	0.8036660	4.277600e-26	BC_PIR	
R_B	0.7486142	5.380138e-21	MoB_V	
Stdev_pan	0.6659968	2.036420e-15	Mean_B	
Stdev_t7_coi	0.6574155	6.138881e-15	R_pan	
MoB_pan	0.6308779	1.501186e-13	MiB_B	
Stdev_V	0.5018748	2.328585e-08	Mean_R	
Stdev_B	0.4837919	8.593224e-08	MoB_B	
Stdev_R	0.4179816	5.531670e-06	MiB_R	
MiB_pan	0.2745823	3.696534e-03	MoB_R	
Mean_Bright	0.1916260	4.491419e-02	SAVI_O5	
Mean_t21_h	-0.2523556	7.821385e-03	NDVI	
MoB_PIR	-0.3074888	1.084350e-03	Mean_Max..	
BC_B	-0.3341507	3.601446e-04	Stdev_PIR	
MiB_PIR	-0.3706720	6.714133e-05	Stdev_R	
BC_V	-0.3803860	4.146859e-05	Stdev_t7_coi	
Mean_PIR	-0.4164823	6.022906e-06	Stdev_V	
Mean_Max..	-0.6370746	7.315838e-14	NDWI	
BC_PIR	-0.6629149	3.039376e-15	Stdev_B	
R_PIR	-0.7219861	5.588983e-19	Stdev_t21_h	
BC_pan	-0.8850794	1.162609e-37	R_B	
NDVI	-0.9388835	7.788266e-52		
SAVI_O5	-0.9388859	7.771868e-52		

ANNEXE 8
ACP sur les espèces
Résultats graphiques



ANNEXE 8

ACP sur les espèces – Résultats graphiques

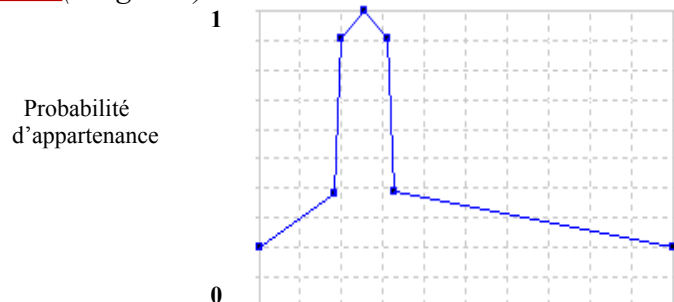


_ ANNEXE [9] _

Fonctions d'appartenance pour les classes de culture

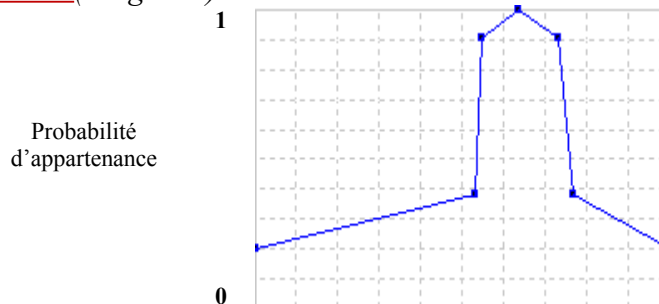
ARACHIDE

NDVI (weight=2)



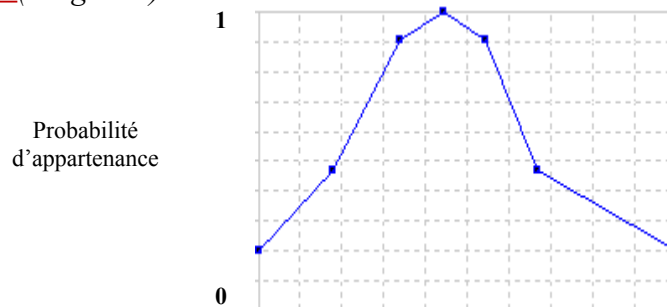
Minimum	: 0.1435
Premier quartile	: 0.1592
Moyenne	: 0.1658
Troisième quartile	: 0.1702
Maximum	: 0.1910

NDWI (weight=2)



Minimum	: -0.2925
Premier quartile	: -0.2631
Moyenne	: -0.2576
Troisième quartile	: -0.2505
Maximum	: -0.2376

IB (weight=1)

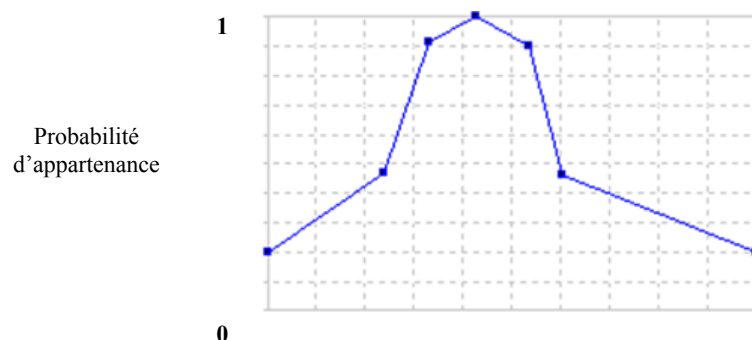


Minimum	: 13453
Premier quartile	: 14069
Moyenne	: 15065
Troisième quartile	: 15924
Maximum	: 17092

MIL

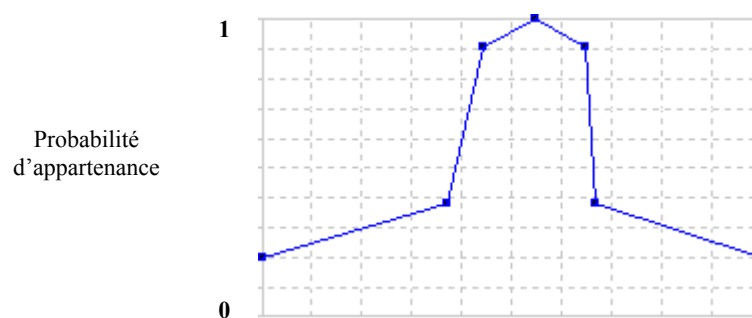
ANNEXE 9 **Fonctions d'appartenance** **pour les classes de culture**

NDVI (weight=2)



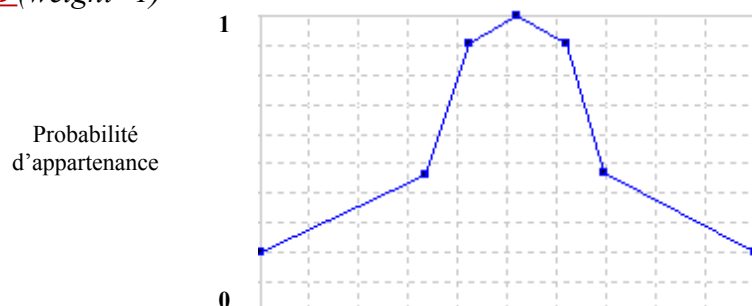
Minimum	:	0.1668
Premier quartile	:	0.1831
Moyenne	:	0.1941
Troisième quartile	:	0.2051
Maximum	:	0.2313

NDWI (weight=2)



Minimum	:	-0.3231
Premier quartile	:	-0.2919
Moyenne	:	-0.2824
Troisième quartile	:	-0.2717
Maximum	:	-0.2465

IB (weight=1)

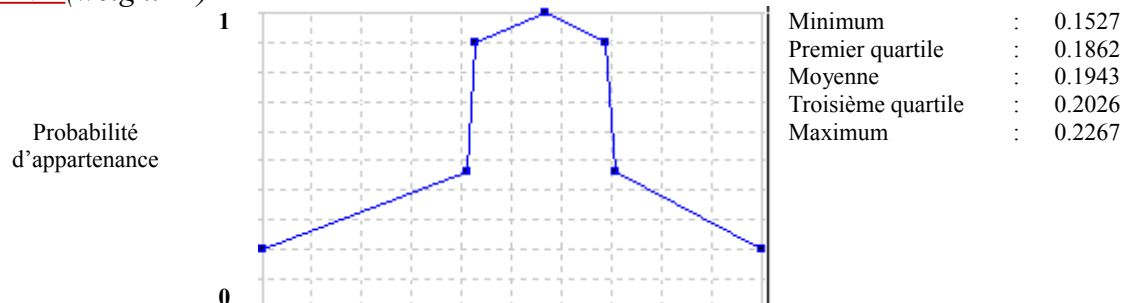


Minimum	:	13386
Premier quartile	:	14192
Moyenne	:	14582
Troisième quartile	:	14951
Maximum	:	15692

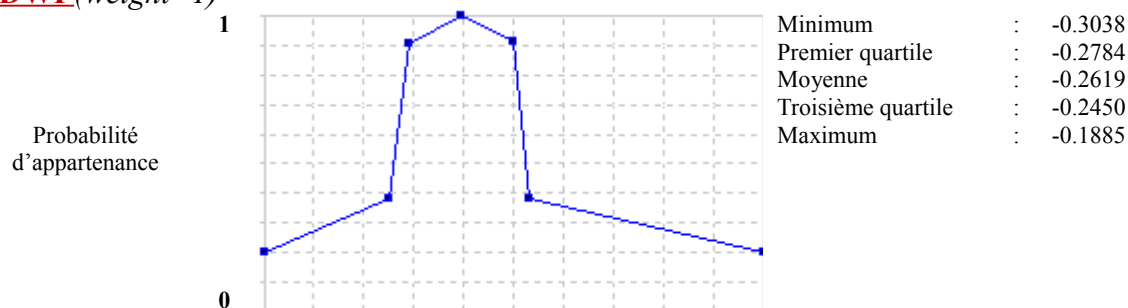
JACHERE

ANNEXE 9 **Fonctions d'appartenance** **pour les classes de culture**

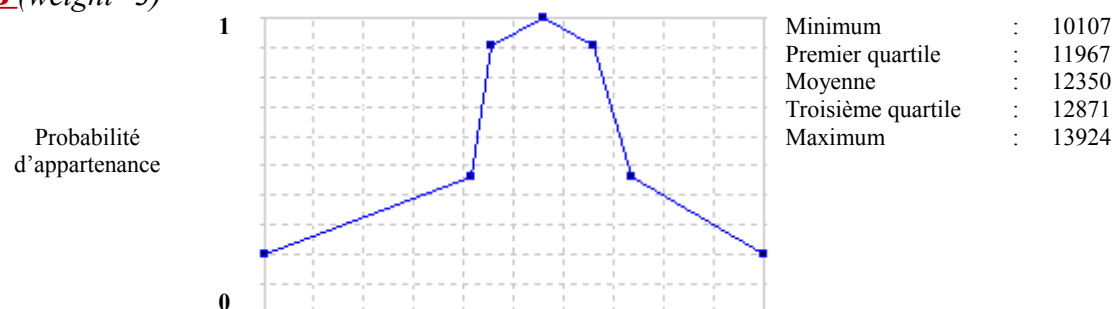
NDVI (weight=1)



NDWI (weight=1)



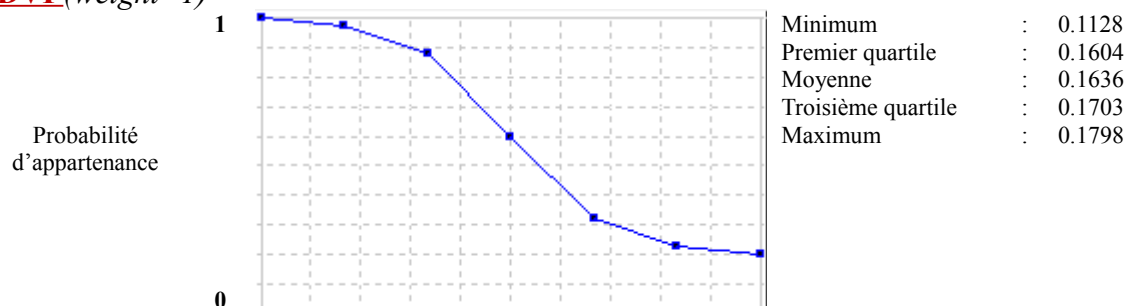
IB (weight=3)



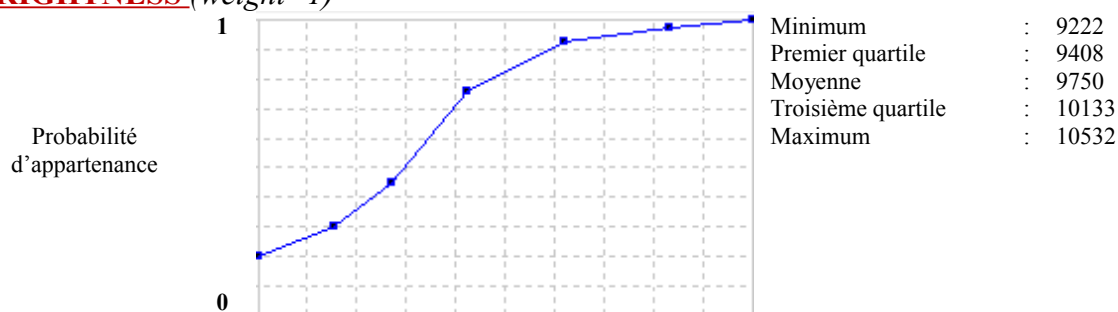
SOL NU

ANNEXE 9 **Fonctions d'appartenance** **pour les classes de culture**

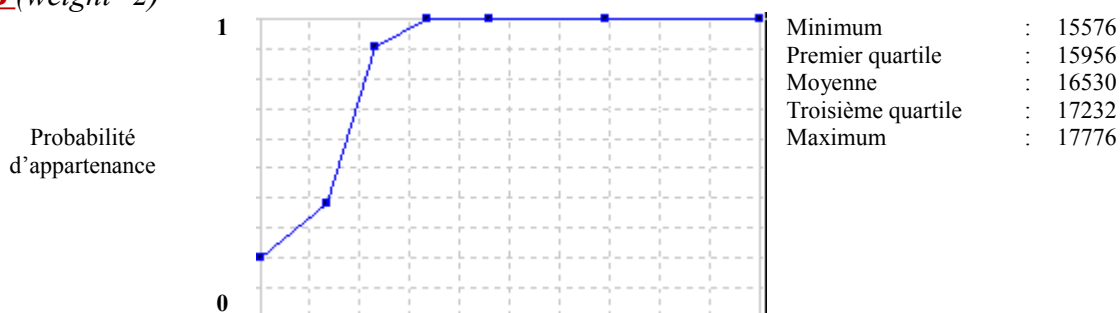
NDVI (weight=1)



BRIGHTNESS (weight=1)



IB (weight=2)

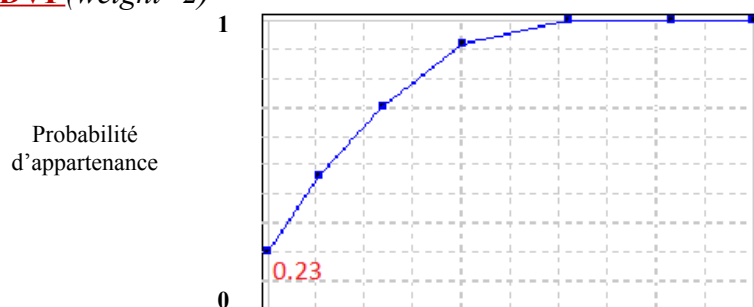


ANNEXE 9
Fonctions d'appartenance
pour les classes de culture

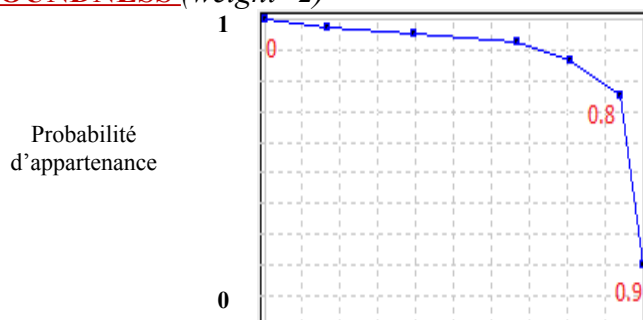
HERBACEES SECHES / AUTRES JACHERES

Cette classe n'avait pas été intégrée à l'étude statistique par manque d'échantillons. Cependant, il s'est avéré au cours de la cartographie que des zones de friches et de bordures de route étaient facilement cartographiables. Il sera peut-être intéressant dans l'avenir d'utiliser cette information pour l'étude de la dynamique des ravageurs, et c'est pourquoi cette classe a été cartographiée. Les seuils ont été identifiés manuellement.

NDVI (weight=2)



ROUNDNESS (weight=2)



RATIO PIR ≥ 0.18 (weight=3)

_ ANNEXE [10] _

Paramètres de segmentation

Niveaux	Poids des canaux					t21_ homogeneity	t7_ contrast	Scale parameter	Shape	Compactness
	B	V	R	PIR	Panchro					
<i>Grands ensembles-1</i>	1	1	1	1	3	0	0	1000	0,5	0,9
<i>Végétation-2a</i>	0	0	5	1	5	0	0	200	0,1	0,1
<i>Cultures-2b</i>	1	1	1	5	5	0	0	175	0,8	0,9
<i>Bosquets-2b</i>	0	0	0	5	5	0	5	1300	0,1	0,1
<i>Parcelles-3</i>	1	1	1	5	5	0	0	50	0,1	0,1
<i>Arbres isolés-3</i>	0	0	0	5	5	0	5	250	0,1	0,1
<i>Bosquets-3</i>	0	0	0	5	5	0	5	750	0,1	0,1

_ ANNEXE [11] _**Seuils des indices pour les classes arborées**

Le chiffre entre parenthèse devant une condition indique le poids de cette condition si celui-ci est différent de 1.

Dans le cas du *Guiera s.*, deux types de profile de végétation étant présents sur la zone on a donc deux « groupes » de condition. Le groupe ayant la moyenne la plus élevée verra attribuer cette moyenne comme valeur de la classe pour le polygone en question.

Les tableaux suivants présentent, pour chaque grand ensemble (campagne, maraîchage et zones urbaines) les conditions de chacune des espèces dans les 4 différentes classes : Bosquets PIR -, Bosquets PIR+, Arbres isolés PIR- et Arbres isolés PIR+. La mention « Arithmetic mean » signifie que le calcul de la valeur générale du polygone dans une classe se fait par la moyenne pondérée des indices associés aux conditions (1 si une condition est remplie, 0 si cela n'est pas le cas.)

CAMPAGNE**Isolés PIR –*****Acacia seyal*****(Arithmetic mean)**

(3) Ratio PIR ≤ 0.165
Ratio PIR ≥ 0.1
 $5400 \leq \text{Mean B} \leq 5960$
 $8000 \leq \text{Mean PIR} \leq 9900$
 $0.2 \leq \text{NDVI} \leq 0.225$
 $0.098 \leq \text{Ratio R} \leq 0.105$

Mangifera indica**(Arithmetic mean)**

$13\ 200 \leq \text{IB} \leq 14\ 200$
 $2.73 \leq \text{Max diff} \leq 2.85$
 $0.4 \leq \text{NDVI} \leq 0.49$
 $0.208 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.226$
 $250 \leq \text{Stdev.PIR} \leq 450$

Balanites aegyptica**(Arithmetic mean)**

(10) Roundness ≤ 0.5
(2) Ratio R ≤ 0.1025
(3) NDVI ≥ 0.23
Ratio R ≥ 0.0905
NDVI ≤ 0.27
 $5000 \leq \text{Mean B} \leq 5700$
 $9000 \leq \text{Mean PIR} \leq 10250$
 $0.163 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.182$

Tamarindus indica**(Arithmetic mean)**

$5250 \leq \text{Mean B} \leq 5750$
 $10500 \leq \text{Mean PIR} \leq 11500$
 $0.32 \leq \text{NDVI} \leq 0.45$
 $0.185 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.193$
 $0.08 \leq \text{Ratio R} \leq 0.0905$

Adansonia digitata**(Arithmetic mean)**

(10) NDVI ≤ 0.235
(10) Ratio PIR ≥ 0.17
(2) Ratio R ≤ 0.12
(5) Ratio R ≥ 0.1025
 $5650 \leq \text{Mean B} \leq 6100$
 $9000 \leq \text{Mean PIR} \leq 10\ 500$
NDVI ≥ 0.18
Ratio PIR ≤ 0.1795

Guiera senegalensis

OR (MAX)

(Arithmetic mean)

$6200 \leq \text{Mean B} \leq 7500$
 $11100 \leq \text{Mean PIR} \leq 11600$
 $0.33 \leq \text{NDVI} \leq 0.38$
 $0.19 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.2$
 $0.085 \leq \text{Ratio R} \leq 0.095$

(Arithmetic mean)

$5250 \leq \text{Mean B} \leq 5650$
 $12000 \leq \text{Mean PIR} \leq 14000$
 $0.15 \leq \text{NDVI} \leq 0.25$
 $0.18 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.195$
 $0.115 \leq \text{Ratio R} \leq 0.13$

Isolés PIR +***Faidherbia albida*****(Arithmetic mean)**

$13\ 800 \leq \text{IB} \leq 15\ 600$
 $2.65 \leq \text{Max diff} \leq 2.92$
 $0.425 \leq \text{NDVI} \leq 0.51$
 $0.2 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.231$
 $350 \leq \text{Stdev.PIR} \leq 1050$

Mangifera indica**(Arithmetic mean)**

$13\ 200 \leq \text{IB} \leq 14\ 200$
 $2.73 \leq \text{Max diff} \leq 2.85$
 $0.4 \leq \text{NDVI} \leq 0.49$
 $0.208 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.226$
 $250 \leq \text{Stdev.PIR} \leq 450$

Tamarindus indica**(Arithmetic mean)**

$11\ 300 \leq \text{IB} \leq 12\ 700$
 $2.885 \leq \text{Max diff} \leq 3.12$
 $0.33 \leq \text{NDVI} \leq 0.42$
 $0.175 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.193$
 $300 \leq \text{Stdev.PIR} \leq 800$

Bosquets PIR –*Acacia seyal*(Arithmetic mean)

(3) Ratio PIR ≤ 0.165
 (5) Mean B ≤ 5900
 (5) NDVI ≤ 0.225
 Ratio PIR ≥ 0.1
 Mean B ≥ 5400
 NDVI ≥ 0.18
 $8000 \leq \text{Mean PIR} \leq 9900$
 $0.098 \leq \text{Ratio R} \leq 0.105$

Balanites aegyptica(Arithmetic mean)

(2) Mean PIR ≤ 9200
 (2) NDVI ≤ 0.26
 (2) NDVI ≥ 0.225
 (2) Ratio R ≥ 0.1
 (5) Ratio R ≤ 0.1025
 Mean PIR ≥ 8000
 $0.163 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.182$
 $5000 \leq \text{Mean B} \leq 5800$

Adansonia digitata(Arithmetic mean)

(10) Ratio R ≥ 0.1025
 (7) NDVI ≤ 0.235
 (7) Ratio PIR ≥ 0.17
 Ratio R ≤ 0.12
 NDVI ≥ 0.18
 Ratio PIR ≤ 0.1795
 $5650 \leq \text{Mean B} \leq 6100$
 $9000 \leq \text{Mean PIR} \leq 10\,500$

Autre vegetation /guiera

OR (MAX)

(Arithmetic mean)

(3) Mean PIR ≥ 9970
 (5) Ratio R ≤ 0.1
 Mean PIR $\leq 11\,600$
 Ratio R ≥ 0.0805
 $6200 \leq \text{Mean B} \leq 7500$
 $0.33 \leq \text{NDVI} \leq 0.38$
 $0.19 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.2$

(Arithmetic mean)

(2) NDVI ≥ 0.15
 (2) Ratio R ≤ 0.13
 (3) Mean PIR $\geq 10\,000$
 NDVI ≤ 0.25
 Ratio R ≥ 0.15
 Mean PIR $\leq 14\,000$
 $5250 \leq \text{Mean B} \leq 5650$
 $0.18 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.195$

Bosquets PIR +*Faidherbia albida*(Arithmetic mean)

(10) Border to "Parcelles de maraichage" = 0 pixels
 (10) Length/Width ≤ 5
 (10) IB $\geq 13\,900$
 (10) NDVI ≥ 0.425
 IB $\leq 14\,700$
 NDVI ≤ 0.49
 $2.73 \leq \text{Max diff} \leq 2.885$
 $0.215 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.224$
 $550 \leq \text{Stdev PIR} \leq 1050$

Azadirachta indica(Arithmetic mean)

(3) NDVI ≥ 0.375
 NDVI ≤ 0.55
 $12\,100 \leq \text{IB} \leq 13\,900$
 $2.85 \leq \text{Max diff} \leq 3$
 $0.189 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.225$
 $250 \leq \text{Stdev PIR} \leq 500$

Autre vegetation /guiera

OR (MAX)

(Arithmetic mean)

(3) Ratio PIR ≥ 0.187
 (3) NDVI ≤ 0.385
 (4) IB $\geq 12\,800$
 Ratio PIR ≤ 0.196
 NDVI ≥ 0.315
 IB $\leq 13\,200$
 $2.86 \leq \text{Max diff} \leq 2.99$
 $290 \leq \text{Stdev PIR} \leq 400$

(Arithmetic mean)

(3) Ratio PIR ≥ 0.182
 (3) NDVI ≤ 0.25
 Ratio PIR ≤ 0.196
 NDVI ≥ 0.15
 $14\,700 \leq \text{IB} \leq 16\,000$
 $2.4 \leq \text{Max diff} \leq 2.7$
 $0 \leq \text{Stdev PIR} \leq 250$

GUIERA

*13 200 \leq IB $\leq 14\,200$

AUTRE VEGETATION

* Not GUIERA

MARAICHAGE

ANNEXE 11

Seuils des indices pour
les classes arborées

Isolés PIR –

Acacia seyal

(Arithmetic mean)

(3) Ratio PIR ≤ 0.165
Ratio PIR ≥ 0.1
 $5400 \leq \text{Mean B} \leq 5900$
 $8000 \leq \text{Mean PIR} \leq 9900$
 $0.18 \leq \text{NDVI} \leq 0.245$
 $0.092 \leq \text{Ratio R} \leq 0.105$

Manguifera indica

(Arithmetic mean)

$13\ 200 \leq \text{IB} \leq 14\ 200$
 $2.73 \leq \text{Max diff} \leq 2.85$
 $0.4 \leq \text{NDVI} \leq 0.49$
 $0.208 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.226$
 $250 \leq \text{Stdev.PIR} \leq 450$

Balanites aegyptica

(Arithmetic mean)

(3) NDVI ≥ 0.23
NDVI ≤ 0.27
 $5000 \leq \text{Mean B} \leq 5700$
 $9000 \leq \text{Mean PIR} \leq 10250$
 $0.163 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.182$
 $0.0905 \leq \text{Ratio R} \leq 0.1025$

Tamarindus indica

(Arithmetic mean)

$5250 \leq \text{Mean B} \leq 5750$
 $10500 \leq \text{Mean PIR} \leq 11500$
 $0.32 \leq \text{NDVI} \leq 0.45$
 $0.185 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.193$
 $0.08 \leq \text{Ratio R} \leq 0.0905$

Adansonia digitata

(Arithmetic mean)

(3) Ratio R ≥ 0.1025
Ratio R ≤ 0.12
 $5650 \leq \text{Mean B} \leq 6100$
 $9000 \leq \text{Mean PIR} \leq 10\ 500$
 $0.18 \leq \text{NDVI} \leq 0.235$
 $0.17 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.1795$

Guiera senegalensis

OR (MAX)

(Arithmetic mean)

$6200 \leq \text{Mean B} \leq 7500$
 $11100 \leq \text{Mean PIR} \leq 11600$
 $0.33 \leq \text{NDVI} \leq 0.38$
 $0.19 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.2$
 $0.085 \leq \text{Ratio R} \leq 0.095$

(Arithmetic mean)

$5250 \leq \text{Mean B} \leq 5650$
 $12000 \leq \text{Mean PIR} \leq 14000$
 $0.15 \leq \text{NDVI} \leq 0.25$
 $0.18 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.195$
 $0.115 \leq \text{Ratio R} \leq 0.13$

Isolés PIR +

Faidherbia albida

(Arithmetic mean)

$13\ 900 \leq \text{IB} \leq 14\ 700$
 $2.73 \leq \text{Max diff} \leq 2.85$
 $0.425 \leq \text{NDVI} \leq 0.49$
 $0.215 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.224$
 $550 \leq \text{Stdev.PIR} \leq 1050$

Mangifera indica

(Arithmetic mean)

$13\ 200 \leq \text{IB} \leq 14\ 200$
 $2.73 \leq \text{Max diff} \leq 2.85$
 $0.4 \leq \text{NDVI} \leq 0.49$
 $0.208 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.226$
 $250 \leq \text{Stdev.PIR} \leq 450$

Tamarindus indica

(Arithmetic mean)

$11\ 300 \leq \text{IB} \leq 12\ 700$
 $2.885 \leq \text{Max diff} \leq 3.1$
 $0.35 \leq \text{NDVI} \leq 0.42$
 $0.185 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.193$
 $300 \leq \text{Stdev.PIR} \leq 500$

Azadirachta indica

(Arithmetic mean)

$12\ 100 \leq \text{IB} \leq 13\ 900$
 $2.85 \leq \text{Max diff} \leq 3$
 $0.189 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.225$
 $250 \leq \text{Stdev PIR} \leq 500$
 $0.38 \leq \text{NDVI} \leq 0.55$

Bosquets PIR –

Acacia seyal

(Arithmetic mean)

(3) Ratio PIR ≤ 0.165
Ratio PIR ≥ 0.1
 $5400 \leq \text{Mean B} \leq 5900$
 $8000 \leq \text{Mean PIR} \leq 9900$
 $0.092 \leq \text{Ratio R} \leq 0.105$
 $0.18 \leq \text{NDVI} \leq 0.245$

Balanites aegyptica

(Arithmetic mean)

(3) NDVI ≥ 0.23
NDVI ≤ 0.27
 $5000 \leq \text{Mean B} \leq 5700$
 $9000 \leq \text{Mean PIR} \leq 10\ 250$
 $0.163 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.182$
 $0.0905 \leq \text{Ratio R} \leq 0.1025$

Adansonia digitata

(Arithmetic mean)

(3) Ratio R ≥ 0.1025
Ratio R ≤ 0.12
 $5650 \leq \text{Mean B} \leq 6100$
 $9000 \leq \text{Mean PIR} \leq 10\ 500$
 $0.18 \leq \text{NDVI} \leq 0.235$
 $0.17 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.1795$

Guiera senegalensis

OR (MAX)

(Arithmetic mean)

$6200 \leq \text{Mean B} \leq 7500$
 $11\ 100 \leq \text{Mean PIR} \leq 11\ 600$
 $0.085 \leq \text{Ratio R} \leq 0.095$
 $0.33 \leq \text{NDVI} \leq 0.38$
 $0.19 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.2$

(Arithmetic mean)

$5250 \leq \text{Mean B} \leq 5650$
 $0.18 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.195$
 $12\ 000 \leq \text{Mean PIR} \leq 14\ 000$
 $0.15 \leq \text{NDVI} \leq 0.25$
 $0.115 \leq \text{Ratio R} \leq 0.13$

Bosquets PIR +**ANNEXE 11**
Seuils des indices pour
les classes arborées*Azadirachta indica*(Arithmetic mean)

$12\ 100 \leq IB \leq 13\ 900$
 $2.85 \leq \text{Max diff} \leq 3$
 $0.189 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.225$
 $250 \leq \text{Stdev PIR} \leq 500$
 $0.38 \leq \text{NDVI} \leq 0.55$

Zones urbaines**Isolés PIR –***Acacia seyal*(Arithmetic mean)

$(3) \text{ Ratio PIR} \leq 0.165$
 $\text{Ratio PIR} \geq 0.1$
 $5400 \leq \text{Mean B} \leq 5900$
 $8000 \leq \text{Mean PIR} \leq 9900$
 $0.18 \leq \text{NDVI} \leq 0.245$
 $0.092 \leq \text{Ratio R} \leq 0.105$

Mangifera indica(Arithmetic mean)

$13\ 200 \leq IB \leq 14\ 200$
 $2.73 \leq \text{Max diff} \leq 2.85$
 $0.4 \leq \text{NDVI} \leq 0.49$
 $0.208 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.226$
 $250 \leq \text{Stdev.PIR} \leq 450$

Balanites aegyptica(Arithmetic mean)

$(3) \text{ NDVI} \geq 0.23$
 $\text{NDVI} \leq 0.27$
 $5000 \leq \text{Mean B} \leq 5700$
 $9000 \leq \text{Mean PIR} \leq 10250$
 $0.163 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.182$
 $0.0905 \leq \text{Ratio R} \leq 0.1025$

Tamarindus indica(Arithmetic mean)

$5250 \leq \text{Mean B} \leq 5750$
 $10500 \leq \text{Mean PIR} \leq 11500$
 $0.32 \leq \text{NDVI} \leq 0.45$
 $0.185 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.193$
 $0.08 \leq \text{Ratio R} \leq 0.0905$

Adansonia digitata(Arithmetic mean)

$(3) \text{ Ratio R} \geq 0.1025$
 $\text{Ratio R} \leq 0.12$
 $5650 \leq \text{Mean B} \leq 6100$
 $9000 \leq \text{Mean PIR} \leq 10\ 500$
 $0.18 \leq \text{NDVI} \leq 0.235$
 $0.17 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.1795$

Guiera senegalensis

OR (MAX)

(Arithmetic mean)

$6200 \leq \text{Mean B} \leq 7500$
 $11100 \leq \text{Mean PIR} \leq 11600$
 $0.33 \leq \text{NDVI} \leq 0.38$
 $0.19 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.2$
 $0.085 \leq \text{Ratio R} \leq 0.095$

(Arithmetic mean)

$5250 \leq \text{Mean B} \leq 5650$
 $12000 \leq \text{Mean PIR} \leq 14000$
 $0.15 \leq \text{NDVI} \leq 0.25$
 $0.18 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.195$
 $0.115 \leq \text{Ratio R} \leq 0.13$

Isolés PIR +*Faidherbia albida*(Arithmetic mean)

$13\ 900 \leq IB \leq 14\ 700$
 $2.73 \leq \text{Max diff} \leq 2.885$
 $0.425 \leq \text{NDVI} \leq 0.49$
 $0.215 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.224$
 $550 \leq \text{Stdev.PIR} \leq 1050$

Mangifera indica(Arithmetic mean)

$13\ 200 \leq IB \leq 14\ 200$
 $2.73 \leq \text{Max diff} \leq 2.85$
 $0.4 \leq \text{NDVI} \leq 0.49$
 $0.208 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.226$
 $250 \leq \text{Stdev.PIR} \leq 450$

Tamarindus indica(Arithmetic mean)

$11\ 300 \leq IB \leq 12\ 700$
 $2.885 \leq \text{Max diff} \leq 3.1$
 $0.35 \leq \text{NDVI} \leq 0.42$
 $0.185 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.193$
 $300 \leq \text{Stdev.PIR} \leq 500$

Azadirachta indica(Arithmetic mean)

$12\ 100 \leq IB \leq 13\ 900$
 $2.85 \leq \text{Max diff} \leq 3$
 $0.189 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.225$
 $250 \leq \text{Stdev PIR} \leq 500$
 $0.38 \leq \text{NDVI} \leq 0.55$

Bosquets PIR –*Acacia seyal*((Arithmetic mean))

$(3) \text{ Ratio PIR} \leq 0.165$
 $\text{Ratio PIR} \geq 0.1$
 $5400 \leq \text{Mean B} \leq 5900$
 $8000 \leq \text{Mean PIR} \leq 9900$
 $0.092 \leq \text{Ratio R} \leq 0.105$
 $0.18 \leq \text{NDVI} \leq 0.245$

Balanites aegyptica(Arithmetic mean)

$(3) \text{ NDVI} \geq 0.23$
 $\text{NDVI} \leq 0.27$
 $5000 \leq \text{Mean B} \leq 5700$
 $9000 \leq \text{Mean PIR} \leq 10\ 250$
 $0.163 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.182$
 $0.0905 \leq \text{Ratio R} \leq 0.1025$

Adansonia digitata(Arithmetic mean)

$(3) \text{ Ratio R} \geq 0.1025$
 $\text{Ratio R} \leq 0.12$
 $5650 \leq \text{Mean B} \leq 6100$
 $9000 \leq \text{Mean PIR} \leq 10\ 500$
 $0.18 \leq \text{NDVI} \leq 0.235$
 $0.17 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.1795$

Bosquets PIR +

ANNEXE 11 **Seuils des indices pour** **les classes arborées**

Azadirachta indica

(Arithmetic mean)

$$12\,100 \leq IB \leq 13\,900$$

$$2.85 \leq \text{Max diff} \leq 3$$

$$0.189 \leq \text{Ratio PIR} \leq 0.225$$

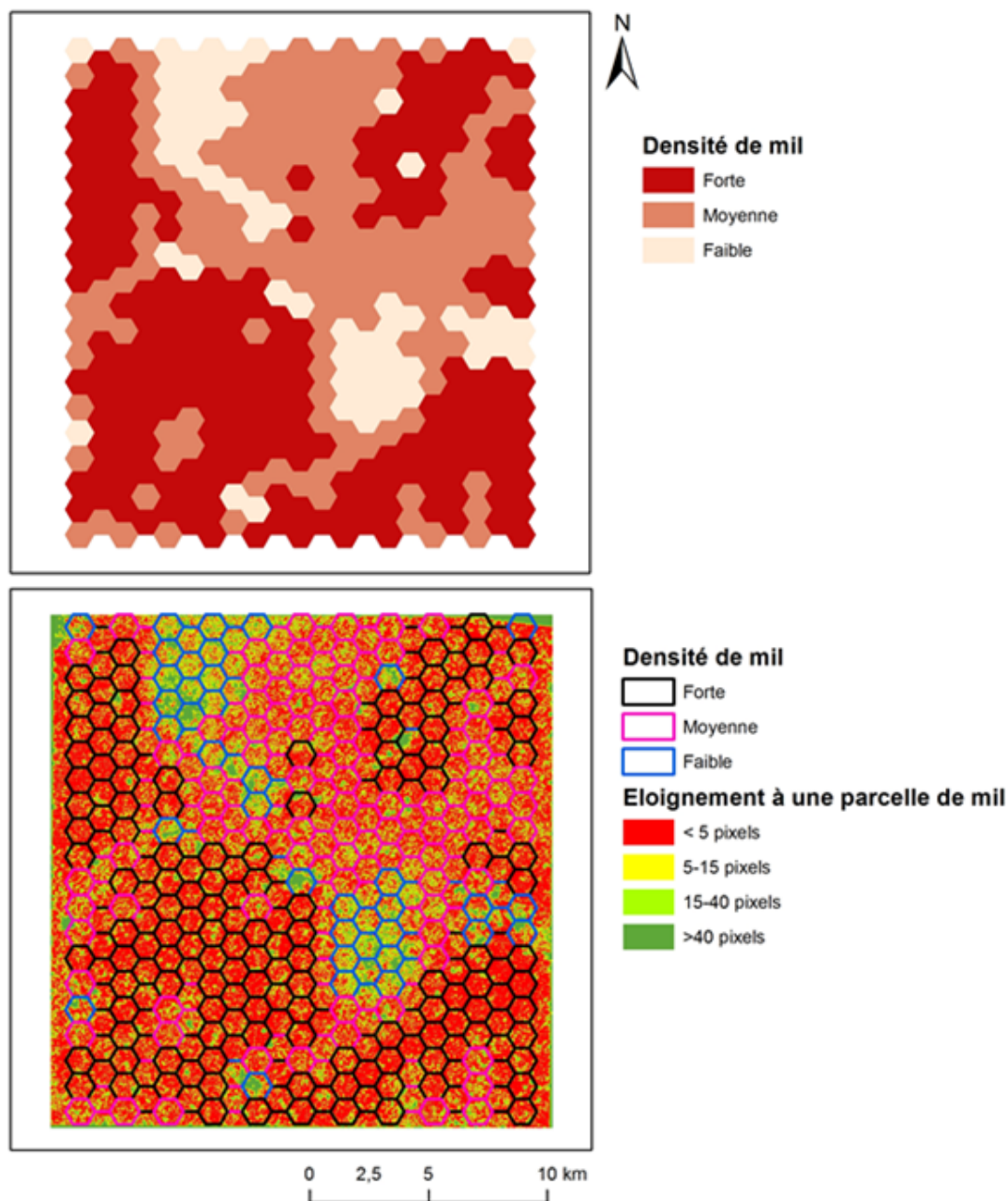
$$250 \leq \text{Stdev PIR} \leq 500$$

$$0.38 \leq \text{NDVI} \leq 0.55$$

ANNEXE [12]

Densité de mil, de bâti et de végétation arborée – motifs paysagers de 100 ha

Densité de Mil - taches de 100 hectares

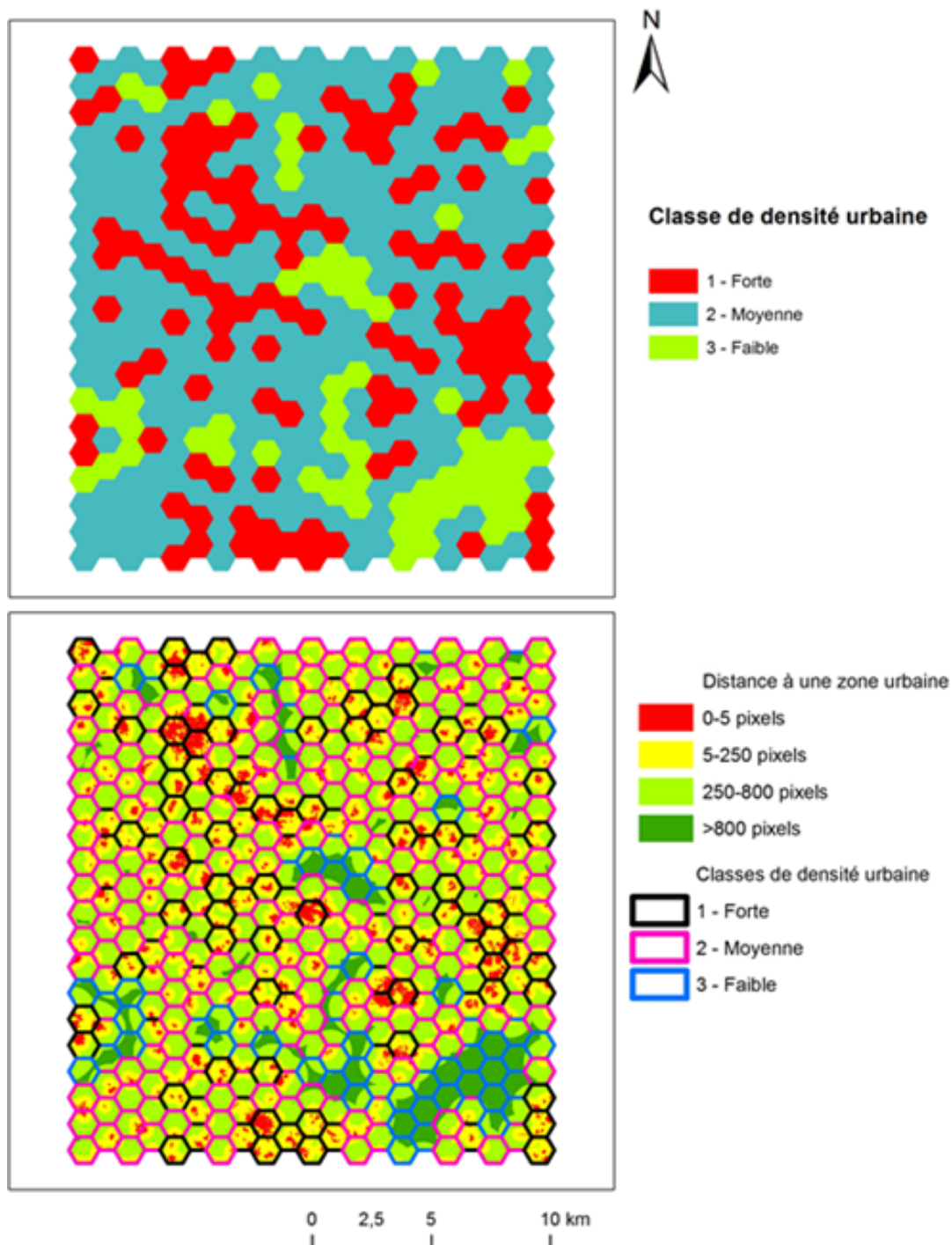


Coline BILLAND
01/08/2013

AgroParisTech
ENGRF

cirad
LA RECHERCHE AGRONOMIQUE
POUR LE DÉVELOPPEMENT

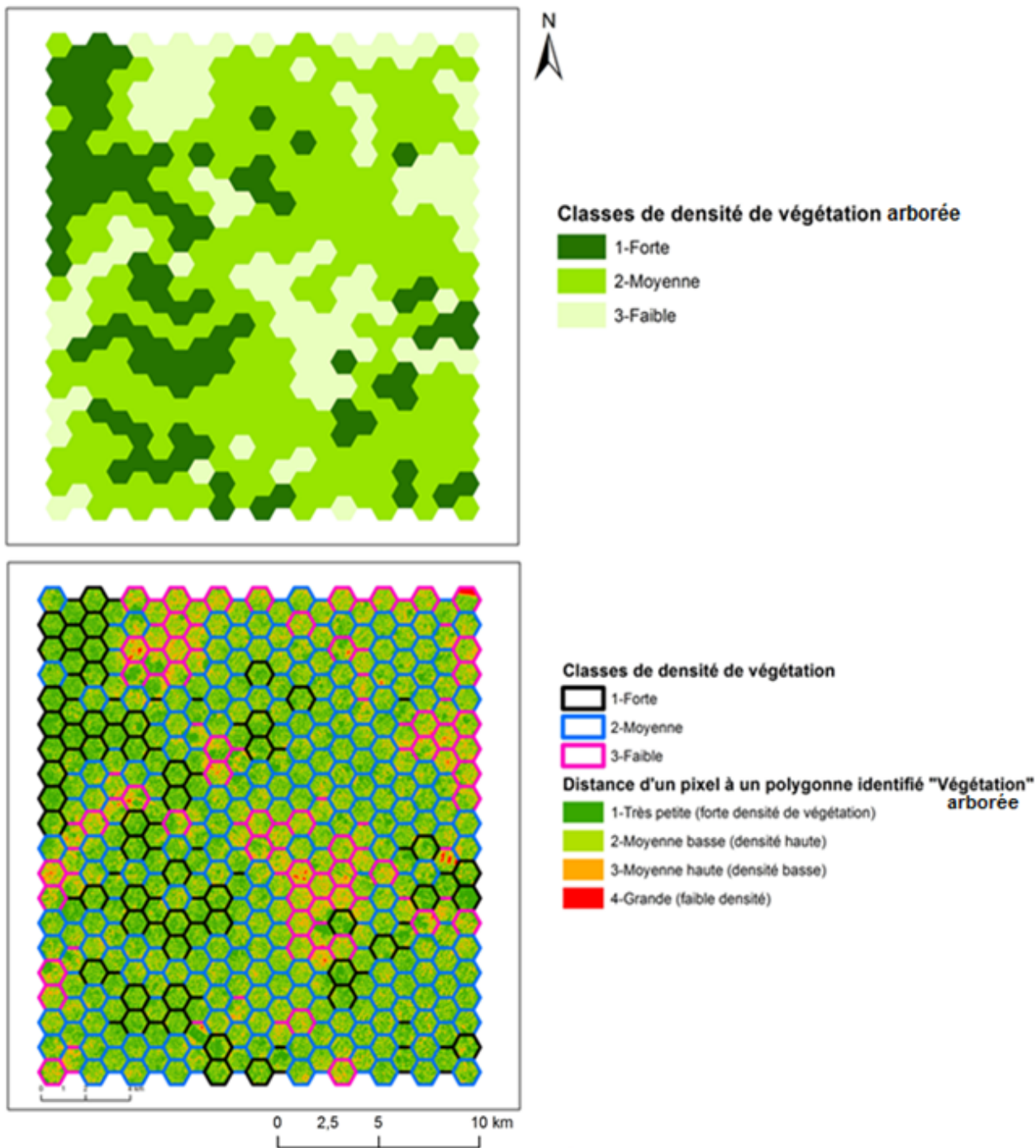
Densité urbaine - taches de 100 hectares



Coline BILLAND
02/08/2013



Densité de Végétation - taches de 100 hectares



Coline BILLAND
05/08/2013

agroParisTech
INRAEF

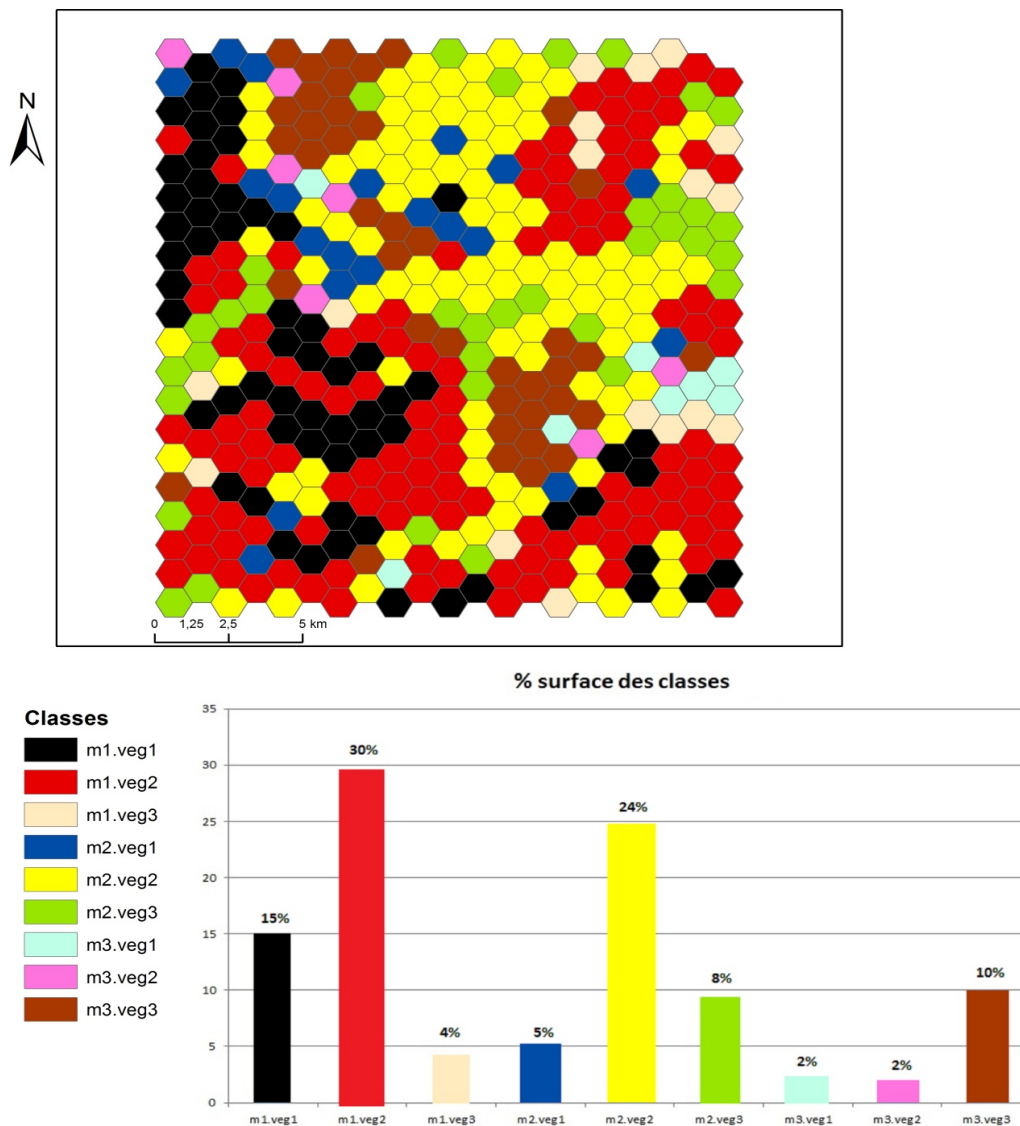
cirad
LA RECHERCHE AGRONOMIQUE
POUR LE DÉVELOPPEMENT

_ ANNEXE [13] _

Croisement des modalités – caractérisation de l'organisation du paysage

Echantillonnage mineuse de l'épi du mil

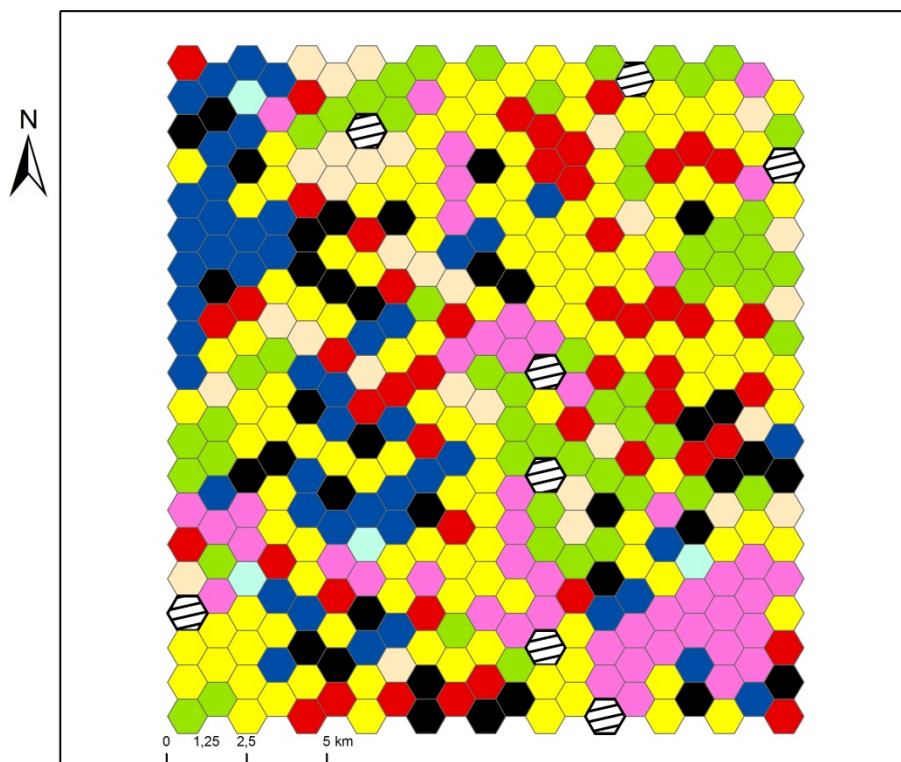
Combinaison des classes de densité de la végétation et des cultures de mil



Coline Billand
05/08/2013

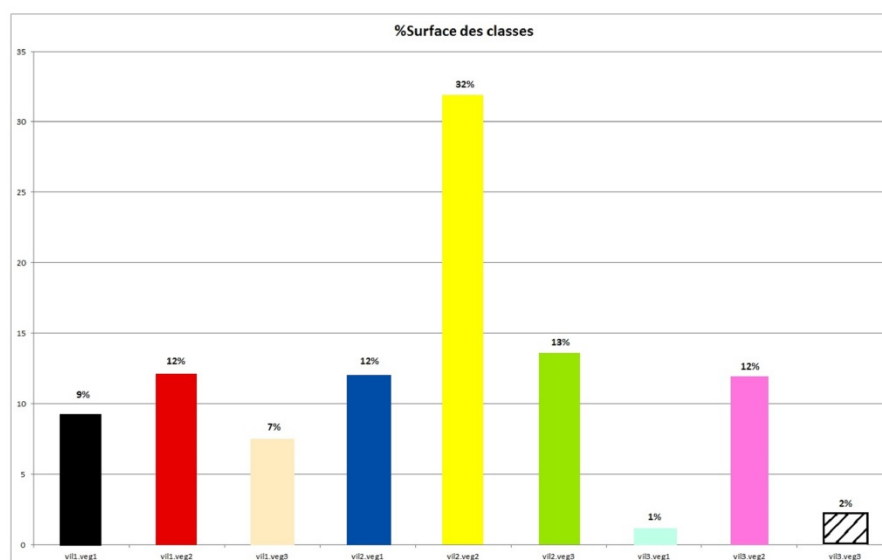
Echantillonnage bruche de l'arachide

Combinaison des classes de densité de végétation et de distance aux villes



Classes

- vil1.veg1
- vil1.veg2
- vil1.veg3
- vil2.veg1
- vil2.veg2
- vil2.veg3
- vil3.veg1
- vil3.veg2
- vil3.veg3



Coline Billand
05/08/2013

_ ANNEXE [14] _

Modalités issues du croisement des variables

Modalité	Signification
vil1.veg1	Forte densité de bâti, forte densité de végétation arborée
vil1.veg2	Forte densité de bâti, moyenne densité de végétation arborée
vil1.veg3	Forte densité de bâti, faible densité de végétation arborée
vil2.veg1	Moyenne densité de bâti, forte densité de végétation arborée
vil2.veg2	Moyenne densité de bâti, moyenne densité de végétation arborée
vil2.veg3	Moyenne densité de bâti, faible densité de végétation arborée
vil3.veg1	Faible densité de bâti, forte densité de végétation arborée
vil3.veg2	Faible densité de bâti, moyenne densité de végétation arborée
vil3.veg3	Faible densité de bâti, faible densité de végétation arborée
mil1.veg1	Forte densité de mil, forte densité de végétation arborée
mil1.veg2	Forte densité de mil, moyenne densité de végétation arborée
mil1.veg3	Forte densité de mil, faible densité de végétation arborée
mil2.veg1	Moyenne densité de mil, forte densité de végétation arborée
mil2.veg2	Moyenne densité de mil, moyenne densité de végétation arborée
mil2.veg3	Moyenne densité de mil, faible densité de végétation arborée
mil3.veg1	Faible densité de mil, forte densité de végétation arborée
mil3.veg2	Faible densité de mil, moyenne densité de végétation arborée
mil3.veg3	Faible densité de mil, faible densité de végétation arborée

Les modalités sont codées en "Xx.Yy" avec X et Y, les variables (mil= mil, vil=ville, veg=végétation) et x,y les types (1, 2 ou 3 : du plus dense au moins dense).

_ ANNEXE [15] _

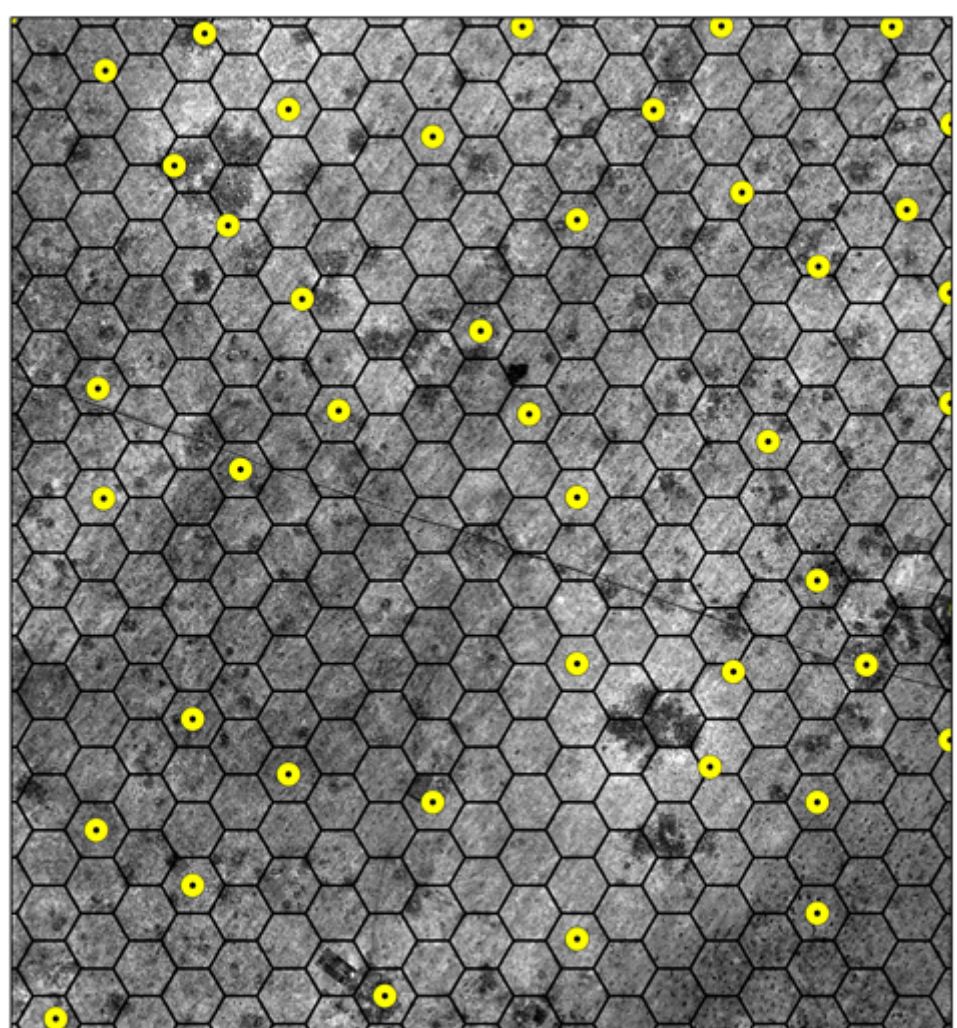
Hexagones sélectionnés initialement pour l'échantillonnage

ID	Classe Mil	Classe Arachide	ID	Classe Mil	Classe Arachide	ID	Classe Mil	Classe Arachide
16	m3.veg3	vil1.veg3	21	m1.veg3	vil3.veg3	23	m1.veg2	vil3.veg2
69	m3.veg3	vil1.veg3	78	m2.veg1	vil2.veg1	103	m2.veg2	vil3.veg2
165	m3.veg3	vil2.veg3	177	m3.veg2	vil2.veg2	183	m1.veg2	vil1.veg2
266	m1.veg1	vil3.veg1	267	m3.veg2	vil1.veg2	280	m3.veg3	vil3.veg3
330	m2.veg1	vil1.veg1	347	m2.veg3	vil1.veg3	364	m1.veg3	vil1.veg3
411	m1.veg1	vil2.veg1	424	m1.veg1	vil3.veg1	434	m1.veg1	vil3.veg1
259	m2.veg2	vil2.veg2	316	m3.veg2	vil1.veg2	59	m1.veg2	vil3.veg2
323	m1.veg3	vil1.veg3	403	m3.veg3	vil3.veg3	151	m2.veg3	vil2.veg3
407	m3.veg1	vil1.veg1	64	m3.veg1	vil1.veg1	253	m3.veg2	vil1.veg2
42	m2.veg2	vil3.veg2	287	m2.veg3	vil2.veg3	57	m1.veg3	vil2.veg3
130	m2.veg2	vil2.veg2	382	m2.veg1	vil1.veg1	142	m3.veg1	vil1.veg1
190	m1.veg1	vil3.veg1	473	m3.veg1	vil1.veg1	214	m1.veg2	vil3.veg2
29	m2.veg3	vil2.veg3	281	m2.veg2	vil2.veg2	307	m2.veg1	vil2.veg1
112	m3.veg2	vil1.veg2	367	m2.veg3	vil3.veg3	395	m3.veg1	vil2.veg1
186	m1.veg2	vil2.veg2	447	m2.veg1	vil2.veg1	488	m1.veg3	vil3.veg3

ANNEXE [16] _
Plan d'échantillonnage final

Etude de la dynamique des ravageurs des cultures
dans les parcs agroforestiers à Faidherbia albida
de la région de Dangalma

Plan d'échantillonnage en vue de la capture d'insectes



Coline BILLAND
12/08/2013

● Sites de capture

0 1,25 2,5 5 Km

ANNEXE [17]

Bases de données radiométriques

NOM	FID	IB	NDVI	NDWI	S05	Mean B	Mean Bright	Mean Maxdiff	Mean pan	Mean PIR	Mean R	Mean V	Stdev pan	Stdev B	Stdev pan	Stdev PIR	Stdev R	Stdev V	Ratio B	Ratio pan	Ratio PIR	Ratio R	Ratio V
SOLNU	1	17775.91	0.1492	-0.255	0.2237	7782.75	10531.6	0.6175	11531.07	14286.31	10577.5	8480.08	73.53	142.16	142.16	87.92	98.69	65.54	0.1478	0.219	0.2713	0.2009	0.161
SOLNU	2	16013.71	0.1707	-0.2706	0.2561	7034.85	9411.16	0.641	10195.3	13067.47	9266.34	7501.83	61.91	114.3	114.3	146.33	159.89	97.98	0.1495	0.2167	0.2777	0.1967	0.1594
SOLNU	3	17550.09	0.1372	-0.2486	0.2058	7008.95	10353	0.6155	11152.72	13981.42	9366.78	8414.11	61.92	103.41	103.41	97.48	129.66	43.96	0.147	0.2154	0.2701	0.2049	0.1625
SOLNU	4	15958.03	0.1611	-0.2504	0.2417	7156.98	9455.81	0.6111	10235.06	12935.15	9345.63	7606.22	40.65	123.47	123.47	90.39	95.3	67.59	0.1514	0.2165	0.2736	0.1977	0.1609
SOLNU	5	16688.99	0.1618	-0.2614	0.2428	7386.04	9914.94	0.6201	10964.67	13534.67	9763.98	7925.33	60.31	154.51	154.51	91.66	84.05	105.99	0.149	0.2212	0.273	0.197	0.1599
SOLNU	6	17170.88	0.1606	-0.2685	0.2409	7417.52	10121	0.6418	11187.83	13813.19	10062.9	8203.29	92.43	105.17	105.17	131.2	129.98	99.77	0.1466	0.2211	0.2749	0.1989	0.1585
SOLNU	7	17414.98	0.1599	-0.2779	0.2398	7243.87	10168	0.6648	11206.04	14104.06	10215.5	7970.46	71.09	214.42	214.42	110.53	134.14	111.55	0.1445	0.2204	0.2774	0.2009	0.1568
SOLNU	8	15576.05	0.1688	-0.2644	0.2532	6996.19	9222.2	0.6178	10009.35	12693.33	9027.32	7384.9	81.03	152.11	152.11	78.11	115.2	96.63	0.1509	0.2156	0.2774	0.1967	0.1594
SOLNU	9	16200.82	0.1702	-0.27	0.2553	7189.32	9528.61	0.6324	10271.34	13215.67	9370.84	7595.9	62	216.48	216.48	70.66	83.19	70.24	0.151	0.2176	0.2756	0.1965	0.1593
SOLNU	10	16246.64	0.1676	-0.2674	0.2514	7244.84	9598.76	0.6234	10442.18	13228.92	9431.28	7646.6	56.89	168	168	148.91	127.11	135.46	0.1503	0.218	0.2792	0.1941	0.1583
SOLNU	11	15815.49	0.1798	-0.2764	0.2696	6990.64	9300.29	0.6446	10136.1	12985.46	9028.15	7361.08	62	216.48	216.48	148.91	127.11	135.46	0.1503	0.218	0.2792	0.1941	0.1583
SOLNU	12	15950.57	0.1767	-0.2739	0.2651	7088.72	9400.27	0.6394	10280.15	13069.67	9143.56	7449.28	76.55	161.58	161.58	137.86	124.73	104.78	0.1502	0.2187	0.2781	0.1945	0.1585
PUT2	13	15576.32	0.1622	-0.2451	0.2433	7623.1	8916.25	0.5701	7552.48	12635.43	9108.67	7661.57	251.17	1329.71	1329.71	531.18	449.92	296.29	0.171	0.1694	0.2834	0.2043	0.1719
PUT2	14	16426.46	0.147	-0.2157	0.2206	8232.3	9446.64	0.6	7513.1	13181.4	9802	8504.4	34.79	453.88	453.88	185.01	186.73	69.17	0.1743	0.1591	0.2791	0.2075	0.1801
PUT2	15	14743.7	0.1536	-0.2262	0.2304	7249	8400.41	0.6243	6643.14	11887.31	8721.72	7500.86	84.56	936.84	936.84	350.96	326.24	189.19	0.165	0.1703	0.2884	0.2052	0.1712
PUT2	16	15306.55	0.1685	-0.2549	0.2527	7136.06	8649.95	0.6168	7325.56	12471.29	8874.53	7404.29	347.75	1163.11	1163.11	583.99	689.93	538.18	0.1851	0.1643	0.2813	0.1935	0.1759
PUT2	17	11899.01	0.185	-0.2305	0.2775	6449.86	6970.8	0.585	5725.86	9804	6743	6131.29	174.7	892.23	892.23	227.98	220.61	192.58	0.1831	0.1527	0.2732	0.2035	0.1875
PUT2	18	13637.48	0.1464	-0.1861	0.2195	7329	8005.91	0.6027	6112.56	10938	8145	7505	0	862.09	862.09	0	0	0	0.1831	0.1527	0.2732	0.2035	0.1875
PUT2	19	14412.92	0.1301	-0.2231	0.1951	7189.31	7999.91	0.7598	5342.46	11421.08	8791.54	7285.15	263.22	605.8	605.8	143.57	486.55	494.53	0.1797	0.1336	0.2855	0.2198	0.1814
PUT2	20	16181.82	0.1394	-0.2046	0.2092	7686.33	9171.4	0.647	6979.13	12912.87	9752.4	8526.27	70.75	1162.93	1162.93	375	254.72	99.06	0.1676	0.1522	0.2816	0.2127	0.1859
PUT1	21	12783.29	0.1938	-0.2602	0.2907	6366	7870.38	0.5559	9018.88	10594	7154	6219	29.1	188.1	188.1	84.66	60.85	15.87	0.1618	0.2292	0.2692	0.1818	0.158
PUT1	22	13501.26	0.2053	-0.2829	0.3079	6267.29	8113.27	0.6168	9295.07	11271.71	7431.86	6300.43	75.01	332.47	332.47	14	49.21	65.11	0.1645	0.2291	0.2779	0.1832	0.1553
PUT1	23	13279.31	0.2089	-0.2839	0.3133	6268	7879.65	0.6236	8549.25	11111.5	7271.5	6198	70.7	350	350	73.31	64.39	54.84	0.1591	0.217	0.282	0.1846	0.1573
PUT1	24	13430.24	0.189	-0.2711	0.2835	6325.35	7988.02	0.5971	8589.02	11095.04	7567.78	6362.91	87.49	321.17	321.17	73.79	78.42	70.36	0.1584	0.215	0.2778	0.1895	0.1593
PUT1	25	14415.55	0.2008	-0.2807	0.3012	6555.4	8668.3	0.6282	10058.9	12000.4	7987.4	6739.4	48.4	615.5	615.5	79.66	30.58	56.12	0.1512	0.2321	0.2769	0.1843	0.1555
PUT1	26	13733.51	0.2095	-0.2862	0.3142	6438.18	8158.42	0.6271	8964.53	11495.65	7513.94	6379.82	40.69	325.56	325.56	31.02	38.5	15.75	0.1578	0.2198	0.2818	0.1842	0.1564
PUT1	27	13430.24	0.189	-0.2711	0.2835	6325.35	7988.02	0.5971	8589.02	11095.04	7567.78	6362.91	87.49	321.17	321.17	73.79	78.42	70.36	0.1584	0.215	0.2778	0.1895	0.1593
PUT1	28	13728.55	0.2115	-0.3055	0.3172	6209	8174.73	0.6587	9548.67	11506	7489	6121	0	404.32	404.32	0	0	0	0.1519	0.2336	0.2815	0.1832	0.1498
PUT1	29	13329.05	0.206	-0.2785	0.309	6277.89	7987.93	0.6078	8916.44	11132.67	7329.89	6282.78	38.56	446.45	446.45	48.81	59.92	82.52	0.1572	0.2232	0.2787	0.1835	0.1573
PUT1	30	14161.12	0.1848	-0.2663	0.2772	6648.53	8484.34	0.5914	9320.71	11666.47	8026.88	6759.12	34.54	318.46	318.46	114.25	51.88	22.88	0.1567	0.2197	0.275	0.1892	0.1593
Niebe	31	14082.54	0.2092	-0.2779	0.3138	6382.33	8298.85	0.6511	8963.58	11786	7707.67	6659.67	53.2	220.39	220.39	229.74	185.71	32.22	0.1538	0.216	0.284	0.1857	0.1605
Niebe	32	15452.88	0.1552	-0.2465	0.2328	7125.69	9211.75	0.5806	9797.27	12473.64	9121.4	7540.78	80.02	102.65	102.65	79.83	61.15	61.86	0.1547	0.2127	0.2708	0.198	0.1637
Niebe	33	15632.48	0.1512	-0.2426	0.2267	7199.44	9345.79	0.5759	10079.12	12663.49	9397.62	7687.56	36.32	140.54	140.54	85.84	122.57	81.84	0.1555	0.2137	0.2685	0.1993	0.163
Niebe	34	15769.56	0.148	-0.2445	0.2221	7335.72	9432.7	0.5648	10079.12	12663.49	9397.62	7687.56	36.32	140.54	140.54	85.84	122.57	81.84	0.1555	0.2137	0.2685	0.1993	0.163
Niebe	35	15696.73	0.1556	-0.2459	0.2334	7295.53	9381.54	0.5733	10006.52	12673.62	9261.03	7670.98	44.97	130.94	130.94	84.27	57.77	56.09	0.1555	0.2133	0.2702	0.1974	0.1635
Niebe	36	15515.63	0.1603	-0.2527	0.2405	7177.27	9209.45	0.5855	9705.33	12569.64	9096.09	7498.89	79.52	169.48	169.48	110.65	73.82	74.39	0.1559	0.2108	0.273	0.1975	0.1629
Niebe	37	14945.21	0.1831	-0.2772	0.2746	6691.72	8791.85	0.6377	9517.27	12298.2	8491.98	6960.09	105.9	199.02	199.02	185.26	162.28	167.28	0.1522	0.2165	0.2798	0.1932	0.1583
Niebe	38	15256.95	0.1802	-0.2755	0.2703	6828.15	8948.53	0.6372	9562.48	12530.58	9092.94	7399.32	66.27	96.33	96.33	76.42	121.91	51.73	0.152	0.2145	0.276	0.1971	0.1604
Niebe	39	15647.86	0.1689	-0.265	0.2503	7013.76	9227.38	0.62	9896.25	12735.04	9092.94	7399.32	66.27	96.33	96.33	76.42	121.91	51.73	0.152	0.2145	0.276	0.1971	0.1604
Niebe	40	15526.05	0.1695	-0.2669	0.2543	7024.66	9152.08	0.6156	9762.31	12658.95	8989.39	7325.11	67.2	107.05	107.05	96.62	62.59	67.7	0.1535	0.2133	0.2766	0.1964	0.1601
Niebe	41	15159.45	0.1716	-0.267	0.2574	6913.68	8898.28	0.6079	9742.02	12378.05	8751.73	7160.91	78.12	149.86	149.86	183.32	154.93	119.95	0.1538	0.2167	0.2754	0.1947	0.1593
mil	42	14675.65	0.1934	-0.2784	0.29	6667.93	8571.86	0.6405	8951.61	12158.6	8218.47	6862.67	47.8	120.1	120.1	99.13	95.43	76.75	0.1556	0.2089	0.2837	0.1918	0.1601
mil	43	15687.16	0.1702	-0.2719	0.2553	6971.85	9190.21	0.6338	9782.77	12796.53	9072.92	7325.98	42.41	159.71	159.71	102.27	98.92	96.4	0.1517	0.2129	0.2785	0.1975	0.1594
mil	44	14538.59	0.2048	-0.294	0.3072	6482.85	8409.16	0.672	8900.81	12133.69	8009	6619.46	50.32	64.87	64.87	69.43	96.1	47.52	0.1542	0.2093	0.2886	0.1905	0.1574
mil	45	14092.9	0.1926	-0.275	0.2889	6519.36	8283.99	0.6217	8694.56	11669.82	7900.96	6635.27	64.27	81.88	81.88	101.55	74.14	53.97	0.1574	0.2099	0.2817	0.1908	0.1602

ANNEXE 17 - Bases de données radiométriques

NOM	FID	IB	NDVI	NDWI	SOS	Mean B	Mean Bright	Mean Maxdiff	Mean pan	Mean PIR	Mean R	Mean V	Sidew B	Sidew pan	Sidew PIR	Stdev R	Stdev V	Ratio B	Ratio pan	Ratio PIR	Ratio R	Ratio V
mil	45	14092.9	0.1926	-0.275	0.2889	6519.36	8283.99	0.6217	8694.56	11669.82	7900.96	6635.27	64.27	81.88	101.55	74.14	53.97	0.1574	0.2099	0.2817	0.1908	0.1602
mil	46	15348.24	0.1875	-0.2761	0.2813	6900.68	8955.63	0.6439	9357.26	12667.25	8666.56	7186.37	65.61	115.47	78.76	102.69	72.72	0.1541	0.209	0.2829	0.1935	0.1605
mil	47	15589.41	0.1776	-0.2694	0.2664	7082.49	9150.02	0.621	9641.53	12764.57	8914.73	7346.38	49.05	115.89	119.04	112.88	105.69	0.1548	0.2107	0.279	0.1949	0.1606
mil	48	15000.95	0.1758	-0.2653	0.2637	6909.49	8816.07	0.6075	9296.19	12283.75	8713.34	7133.09	45.29	99.28	117.85	64.62	54.93	0.1562	0.2102	0.2777	0.1947	0.1613
mil	49	15358.02	0.1832	-0.2706	0.2749	6963.14	9033.43	0.6283	9684.11	12639.29	8724.51	7256.12	71.15	107.3	163.71	121.51	102.55	0.1542	0.2122	0.2798	0.1932	0.1607
mil	50	13869.61	0.202	-0.2901	0.303	6322.66	8079.32	0.6476	8489.63	11555.12	7671.06	6358.22	59.39	97.71	172.44	106.41	86.55	0.1565	0.2102	0.286	0.1899	0.1574
mil	51	14423.5	0.1888	-0.2813	0.2833	6474.5	8421.3	0.646	8904.76	11914.39	8129.24	6683.6	60.41	120.35	117.11	66.16	65.99	0.1538	0.2115	0.283	0.1931	0.1587
mil	52	14108.91	0.215	-0.3007	0.3226	6285.72	8127.85	0.6847	8475.39	11851.01	7656.05	6371.07	46.7	91.76	187.71	88.5	78.81	0.1547	0.2086	0.2916	0.1884	0.1568
mil	53	15070.79	0.2068	-0.3059	0.3101	6484.3	8617.61	0.7089	8731.65	12593.69	8278.14	6694.14	56.45	115.56	228.3	141.27	89.15	0.1505	0.2098	0.2923	0.1921	0.1554
mil	54	14884.63	0.2255	-0.3206	0.3382	6308.27	8409.41	0.7461	8731.65	12592.41	7952.04	6472.88	86.65	102.25	77.98	98.55	73.12	0.1505	0.2077	0.2992	0.1891	0.1539
mil	55	14173.73	0.1745	-0.2596	0.2618	6660.7	8415.72	0.5865	8655.37	11596.23	8149.97	6816.33	67.08	97.1	133.98	64.59	63.1	0.1583	0.2104	0.2756	0.1937	0.162
mil	56	14400.56	0.1978	-0.2858	0.2967	6548.37	8384.04	0.6461	8747.11	11985.21	8013.12	6846.41	47.14	96.36	92.93	53.14	67.44	0.1562	0.2087	0.2854	0.1912	0.1585
mil	57	15017.68	0.2022	-0.2915	0.3033	6666.51	8695.34	0.6724	9128.75	12512.98	8303.98	6864.5	40.44	56.57	142.51	50.46	67.44	0.1533	0.21	0.2878	0.191	0.1579
mil	58	14216.41	0.2088	-0.2981	0.3133	6368.57	8201.3	0.6739	8525.37	11895.27	7785.16	6432.15	43.15	89.75	179.36	91.42	65.6	0.1553	0.2079	0.2901	0.1899	0.1569
mil	59	14928.34	0.2071	-0.3017	0.3107	6517.77	8551.94	0.6969	8875.7	12477.5	8195.57	6693.17	39.05	67.24	73.52	91.83	57.32	0.1524	0.2076	0.2918	0.1917	0.1565
mil	60	14288.98	0.2061	-0.2932	0.3092	6425.08	8283.63	0.6632	8715.24	11918.85	7845.06	6513.95	62.01	74.03	81.76	95.32	69.29	0.1551	0.2104	0.2878	0.1894	0.1573
mil	61	14463.33	0.1976	-0.2843	0.2964	6500.77	8411.38	0.6556	8794.26	12015.5	8050.82	6695.56	48.94	94.43	71.16	66.76	88.66	0.1546	0.2091	0.2857	0.1914	0.1592
mil	62	14931.09	0.1814	-0.2717	0.2721	6760.61	8757.93	0.6294	9224.29	12272.99	8503.59	7028.15	61.72	114.38	56.26	147.74	84	0.1544	0.2107	0.2803	0.1942	0.1605
mil	63	14248.94	0.2313	-0.3231	0.347	6216.88	8085.52	0.73	8393.71	12087.13	7545.45	6184.45	57.53	117.3	232.3	158.47	91.91	0.1538	0.2076	0.299	0.1866	0.153
mil	64	14875.27	0.1965	-0.2868	0.2948	6643.27	8649.77	0.6597	9119.06	12349.31	8292.67	6844.53	59.41	135.38	88.24	114.11	89.74	0.1536	0.2109	0.2855	0.1917	0.1583
mil	65	14000.03	0.2166	-0.3	0.3248	6274.13	8066.54	0.6814	8369.97	11770.57	7579.89	6338.17	83.56	108.65	145.51	141.52	104.86	0.1556	0.2075	0.2918	0.1879	0.1571
mil	66	15692.32	0.172	-0.265	0.2579	6988.11	9223.57	0.6319	8819.28	12816.19	9055.06	7447.21	99.69	127.18	178.67	190.77	147.64	0.1515	0.2127	0.2779	0.1963	0.1615
mil	67	14295.75	0.2294	-0.3108	0.344	6269.65	8186.45	0.7137	8588.9	12112.7	7592.82	6368.17	88.45	191.04	157.57	150.65	104.44	0.1532	0.2098	0.2959	0.1855	0.1556
mil	68	15523.21	0.1726	-0.2551	0.2589	7195.72	9199.39	0.5965	9639.97	12683.39	8949.96	7527.91	84.14	186.15	135.29	97.65	84.3	0.1564	0.2096	0.2757	0.1946	0.1637
mil	69	15099.69	0.1668	-0.2465	0.2502	7078.12	8973.1	0.5743	9428.1	12231.29	8734.24	7393.72	87.69	159.12	135.17	147.95	111.17	0.1578	0.2101	0.2726	0.1947	0.1648
mil	70	13414.42	0.1838	-0.2604	0.2756	6472	7983.34	0.5726	8305.89	11043.57	7614.87	6480.38	77.54	110.88	109.4	63.19	73.21	0.1621	0.2081	0.2767	0.1908	0.1623
mil	71	14197.79	0.1842	-0.2723	0.2763	6524.27	8314.95	0.6215	8617.33	11691.94	8054.54	6686.67	58.13	113.51	108.47	56.99	59.38	0.1569	0.2073	0.2812	0.1937	0.1608
mil	72	14086.97	0.1997	-0.2887	0.2996	6457.87	8183.96	0.6429	8456.8	11718.93	7671.25	6488.96	84.42	142.17	90.85	127.11	122.73	0.1578	0.2067	0.2864	0.191	0.1581
mil	73	13555.46	0.1891	-0.2717	0.2837	6421.8	8017.66	0.5969	8416.62	11199.45	7636.94	6413.48	38.93	87.89	102.98	63.51	57.47	0.1602	0.2091	0.2796	0.1903	0.16
mil	74	13385.67	0.1901	-0.2719	0.2851	6369.36	7915.43	0.5978	8276.17	11065.9	7531.41	6334.29	40.76	81.96	121.07	57.44	58.77	0.1609	0.208	0.2877	0.1892	0.158
mil	75	14121.38	0.2066	-0.2909	0.3099	6449.31	8203.59	0.6521	8529.73	11799.04	7758.6	6481.24	70.27	106.29	176.93	103.96	94.02	0.1572	0.208	0.2877	0.1892	0.158
mil	76	14409.24	0.1828	-0.272	0.2742	6663.9	8477.49	0.6124	8892.3	11855.17	8190.32	6785.75	54.91	108.67	116.93	104.47	45.61	0.1572	0.2098	0.2797	0.1932	0.1601
mil	77	14934.36	0.1891	-0.2792	0.2837	6714.08	8728.19	0.6444	9221.92	12338.69	8413.79	6952.48	84.04	104.75	103.96	103.87	76.39	0.1538	0.2113	0.2827	0.1928	0.1593
mil	78	14525.42	0.1847	-0.2772	0.2777	6692.76	8634.05	0.6303	9123.33	12134.74	8351.88	6867.53	39.12	118.36	117.66	84.48	69.73	0.155	0.2114	0.2795	0.1931	0.1601
mil	79	14525.42	0.1829	-0.2716	0.2744	6666.42	8551.52	0.618	9038.66	11951.56	8255.17	6845.8	40.47	90.16	66.54	67.49	70.16	0.1559	0.2114	0.2795	0.1931	0.1601
mil	80	14654.75	0.1929	-0.2841	0.2893	6653.94	8567.96	0.64	9088.72	12137.65	8212.13	6767.39	50.52	88.79	87.81	60.69	72.43	0.1553	0.2117	0.2833	0.1917	0.158
mil	81	14551.83	0.1926	-0.2819	0.289	6620.3	8497.07	0.6391	8906.44	12050.39	8157.45	6750.77	51.53	123.88	59.44	74.85	55.28	0.1558	0.2096	0.2836	0.192	0.1589
Maratchage	82	10580.87	0.203	-0.2552	0.3044	5616.26	6418.19	0.5588	6576.35	8820.46	5844.16	5233.74	51.48	127.37	156.07	89.65	70.59	0.175	0.2049	0.2749	0.1821	0.1631
Maratchage	83	12554.41	0.1959	-0.2588	0.2938	6216.4	7499.61	0.5712	7723.54	10418.33	7005.11	6134.67	68.76	289.52	153.47	99.77	91.15	0.1658	0.206	0.2778	0.1868	0.1636
Maratchage	84	11755.69	0.2071	-0.2623	0.3106	5991.68	7054.52	0.5788	7259.11	9825.52	6454.1	5742.2	67.47	182.86	149.27	84.69	58.46	0.1699	0.2058	0.2786	0.183	0.1628
Maratchage	85	10876.19	0.202	-0.2488	0.3029	5732.31	6626.31	0.5448	6871.39	9060.84	6016.04	5450.99	95.61	130.13	108.65	80.68	48	0.173	0.2074	0.2735	0.1816	0.1645
Maratchage	86	11209.81	0.2081	-0.2571	0.3121	5967.65	6772.33	0.5662	6933.12	9374.97	6145.7	5540.22	55.32	147.96	122.63	77.35	36.08	0.1733	0.2047	0.2769	0.1815	0.1636
Maratchage	87	11613.43	0.2074	-0.2608	0.3111	5924.82	6977.79	0.5756	7190.06	9708.72	6382.2	5692.57	67.9	150.61	160.64	53.94	62.4	0.1698	0.2061	0.2783	0.1827	0.1632
Maratchage	88	8167.06	0.1911	-0.1822	0.2887	5365.34	5337.4	0.4062	5303.13	8756.43	4582.2	4673.91	50.68	149.36	212.8	93.71	68.89	0.201	0.1987	0.2532	0.1719	0.1751
Maratchage	89	8945.76	0.2328	-0.2684	0.3492	5910.92	6766.1	0.5985	6877.16	9568.9	5984.44	5519.06	57.97	176.86	204.83	80.68	71.53	0.1747	0.2033	0.2828	0.176	0.1631
Maratchage	90	12025.62	0.2701	-0.2997	0.4051	5980.7	7082.75	0.6789	7396.75	10426.34	5992.24	5617.72	57	278.23	159.33	106.78	97.77	0.1689	0.2089	0.2944	0.1692	0.1586
Maratchage	91	11747.25	0.3769	-0.3541	0.5654	5576.87	6529.91	0.8874	6421.89	10702.59	4842.89	5105.38	59.1	125.53	246.48	160.23	73.87	0.1708	0.1967	0.3278	0.1483	0.1564
Maratchage	92	9461.24	0.1917	-0.2175	0.2876	5569.73	5940.92	0.4709	5961.68	7630.73	5310.82	5032.27	41	220.41	151.95	77.87	70.2					

ANNEXE 17 - Bases de données radiométriques

NOM	FID	IB	NDVI	NDWI	S05	Mean B	Mean Bright	Mean Maxdiff	Mean pan	Mean R	Mean V	Sidew B	Sidew V	Sidew R	Sidew PIR	Ratio B	Ratio pan	Ratio PIR	Ratio R	Ratio V		
Maraiçage	99	11038,11	0,2081	-0,2556	0,3122	5717,37	6864,16	0,5624	6947,99	9231,85	6050,84	5472,76	47,62	150,44	163,29	103,37	69,88	0,1711	0,2079	0,2762	0,1811	0,1638
Maraiçage	100	11671,29	0,1962	-0,266	0,2943	5740,1	6984,59	0,5829	7369,87	9887,45	6509,41	5616,1	51,56	102,66	119,59	107,91	68,5	0,1644	0,211	0,2774	0,1864	0,1608
Maraiçage	101	12064,41	0,1834	-0,2426	0,2721	6156,94	7332,14	0,5296	7631,45	9946,05	6863,61	6062,63	56,21	100,33	186,55	113,14	66,8	0,1679	0,2082	0,2713	0,1872	0,1654
Maraiçage	102	12128,65	0,2015	-0,2616	0,3022	5979,67	7191,15	0,5825	7249,29	10101,15	6713,48	5912,18	71,59	273,09	285,04	150,34	88,55	0,1663	0,2016	0,2809	0,1867	0,1644
Maraiçage	103	11599,17	0,2487	-0,2807	0,373	5765,31	6933,96	0,6352	6977,32	9904,35	5959,72	5563,1	72,39	133,83	212,83	117,64	85,89	0,1687	0,2042	0,2899	0,1744	0,1628
Maraiçage	104	10994,56	0,2171	-0,2576	0,3257	5681,46	6611,87	0,573	6725,09	9246,96	5947,61	5458,21	63,59	184,4	250,16	99,05	60,22	0,1719	0,2034	0,2797	0,1799	0,1651
Maraiçage	105	12618,92	0,1875	-0,2566	0,2812	6234,87	7585,07	0,5608	7889,66	10414,36	7125,88	6160,58	101,45	67,16	121,17	84,52	54,03	0,1644	0,2107	0,2746	0,1879	0,1624
Maraiçage	106	10698,94	0,191	-0,2323	0,2865	5742,22	6572,35	0,5062	6980,97	8825,4	5984,97	5498,3	41,97	203,68	131,61	106,92	55,28	0,1747	0,207	0,2686	0,1824	0,1673
Jachère	107	12220,54	0,1877	-0,2431	0,2815	6346,94	7432,38	0,5308	7887,56	10086,77	6899,18	6141,44	61,27	88,55	84,88	66,28	39,16	0,1708	0,2069	0,2714	0,1857	0,1653
Jachère	108	12683,62	0,2023	-0,2767	0,3034	6162,86	7491,07	0,6116	7733,63	10568,79	7012,48	5987,58	68,65	143,77	159,99	80,24	85,2	0,1599	0,2062	0,2822	0,1872	0,1599
Jachère	109	12470,48	0,1644	-0,2361	0,2466	6394,85	7592,78	0,5097	7905,41	10131,16	6814,9	6261,29	31,78	94,74	159,62	94,39	45,99	0,1684	0,2082	0,2669	0,1915	0,1649
Jachère	110	12536,9	0,1774	-0,2498	0,2661	6253,53	7554,1	0,5438	7890,27	10277,16	7180,09	6169,46	45,07	141,17	111,03	66,02	50,73	0,1656	0,2089	0,2721	0,1901	0,1633
Jachère	111	11440,1	0,1978	-0,2511	0,2967	5976,97	6946,72	0,5492	7195,11	9605,41	6365,77	5690,33	29,88	111,97	89,65	70,95	58,32	0,1721	0,2072	0,2737	0,1833	0,1638
Jachère	112	12195,92	0,1949	-0,2563	0,2923	6231,78	7353,12	0,5612	7617,19	10114,23	6814,9	5987,48	50,5	92,88	94,09	98,77	66,48	0,1695	0,2072	0,2751	0,1854	0,1629
Jachère	113	11575,02	0,1931	-0,2548	0,2896	6015,97	7009,97	0,5555	7267	9588,03	6484,65	5694,18	38,46	102,22	72,86	56,25	36,15	0,1716	0,2073	0,2736	0,185	0,1625
Jachère	114	1118,4	0,1779	-0,2312	0,2668	6029,25	6848,6	0,5	7040,33	9117,11	6363,74	5692,57	42,77	155,59	148,41	69,4	50,66	0,1761	0,2056	0,2662	0,1858	0,1662
Jachère	115	12947,22	0,1664	-0,2414	0,2496	6465,26	7833,87	0,5229	8205,14	10533,45	7528,4	6437,12	26,72	57,66	53,42	39,53	36,15	0,1651	0,2095	0,2689	0,1922	0,1643
Jachère	116	10106,98	0,1527	-0,1885	0,229	5985,62	6451,09	0,4003	6679,31	8143,45	5986,27	5560,79	51,24	112,78	175,32	84,77	61,96	0,1856	0,204	0,2525	0,1856	0,1724
Jachère	117	12275,88	0,1963	-0,2598	0,2945	6229,53	7380,53	0,5695	7650,55	10190,05	6845,44	5987,07	46,6	83,81	74,41	63,23	51,63	0,1688	0,2073	0,2761	0,1855	0,1622
Jachère	118	11969,18	0,192	-0,251	0,2879	6089,82	7214,86	0,551	7428,9	9907,3	6716,15	5932,15	38,65	90,68	134,07	59,02	16,2	0,1688	0,2059	0,2746	0,1862	0,1644
Jachère	119	11759,34	0,1838	-0,2421	0,2758	6094,36	7154,49	0,5275	7414,17	9681,57	6674,53	5907,83	53,45	88,23	97,6	61,32	57,83	0,1704	0,2073	0,2706	0,1866	0,1652
Jachère	120	11784,51	0,1832	-0,24	0,2747	6165,34	7200,37	0,5213	7499,43	9697,91	6695,17	5944,01	41,63	116,65	110,77	84,35	45,76	0,1713	0,2083	0,2694	0,186	0,1651
Jachère	121	13095,22	0,1971	-0,274	0,2956	6247,9	7732,62	0,605	8047,93	10875,51	7294,39	6197,35	50,71	85,18	150,5	110,4	78,29	0,1616	0,2082	0,2813	0,1887	0,1603
Jachère	122	12276,32	0,193	-0,2491	0,2895	6245,78	7383,06	0,5492	7508,39	10168,24	6878,58	6113,3	58,25	158,73	101,38	109,51	67,38	0,1692	0,2034	0,2754	0,1863	0,1656
Jachère	123	11987,87	0,1873	-0,2433	0,2809	6190,58	7283,5	0,5316	7542,89	9989,37	6771,26	6020,39	58,25	158,73	101,38	109,51	67,38	0,1692	0,2034	0,2754	0,1863	0,1656
Jachère	124	12805,44	0,1833	-0,249	0,2749	6383,57	7711	0,5466	7948,69	10571,68	7296,56	6356,48	76,7	191,89	107,77	129,69	97,6	0,1656	0,2061	0,2742	0,1893	0,1649
Jachère	125	12201,67	0,1987	-0,2488	0,2981	6234,34	7342,09	0,5506	7449,56	10144,01	6780,85	6101,87	55,21	201,07	134,55	144,37	66,59	0,1698	0,2029	0,2763	0,1847	0,1662
Jachère	126	12104,08	0,1755	-0,2419	0,2633	6233,78	7322,52	0,5271	7469,05	9909,75	6950,23	6049,81	44,2	183,84	125,13	89,08	54,67	0,1703	0,204	0,2707	0,1898	0,1652
Jachère	127	12121,13	0,189	-0,2537	0,2834	6201,36	7299,18	0,5553	7490,52	10013,25	6830,56	5960,19	37,07	174,98	104,8	116,34	69,01	0,1699	0,2052	0,2744	0,1872	0,1633
Jachère	128	11745,97	0,1868	-0,2455	0,2801	6076,48	7129,38	0,5358	7371,98	9889,36	6399,58	5969,52	54,16	162,26	210,56	107,49	78,78	0,1718	0,2068	0,2718	0,1863	0,1647
Jachère	129	11682,68	0,1844	-0,243	0,2765	6096,32	7095,1	0,5302	7270,98	9621,79	6626,17	5860,24	89,61	196,26	134,01	153,72	120,33	0,1718	0,205	0,2712	0,1868	0,1652
Jachère	130	12526,36	0,1893	-0,2609	0,284	6267,7	7488,81	0,5721	7704,02	10350,63	7055,07	6066,61	66,95	162,7	197,68	130,86	92,01	0,1674	0,2057	0,2764	0,1884	0,162
Jachère	131	11961,5	0,2099	-0,2727	0,3149	5978,82	7113,94	0,6034	7312,56	10015,28	6540,01	5723,04	71,04	148,54	166,22	105,86	62,47	0,1681	0,2056	0,2816	0,1839	0,1609
Jachère	132	11717,5	0,1974	-0,2603	0,2961	5966,44	7017,33	0,573	7150,42	9733,14	6524,25	5712,43	48,66	121,87	59,82	77,86	50,29	0,167	0,2038	0,2774	0,1859	0,1628
Jachère	133	12259,7	0,2005	-0,272	0,3008	6064,54	7264,06	0,6008	7416,19	10204,18	6795,22	5840,16	37,7	143,2	130,27	76,49	52,44	0,167	0,2042	0,2809	0,1871	0,1608
Jachère	134	13108,98	0,2254	-0,3038	0,3381	6120,84	7463,45	0,6919	7194,29	11080,75	7004,45	5916,92	132,12	211,82	222,78	212,89	157,59	0,164	0,1928	0,2969	0,1877	0,1586
Jachère	135	13855,28	0,2062	-0,2914	0,3092	6402,98	8007,01	0,6523	8091,1	11573,58	7617,15	6350,26	87,45	218,29	219,23	213,06	150,09	0,1599	0,2021	0,2891	0,1903	0,1586
Jachère	136	13384,93	0,2034	-0,296	0,3051	6164,92	7779,19	0,6553	8118,44	11161,35	7387,87	6063,38	36,32	171,72	124,3	99,69	64,75	0,1585	0,2087	0,287	0,1899	0,1559
Jachère	137	13843,83	0,1962	-0,2835	0,2942	6419,73	8122,86	0,6249	8567,9	11490,24	7721,78	6414,66	39,65	202,22	207,81	219,32	137,77	0,1581	0,211	0,2829	0,1901	0,1579
Jachère	138	13330,17	0,2097	-0,2983	0,3146	6139,28	7696,43	0,6663	7861,17	11199,81	7290,55	6031,32	36,65	163,16	134,53	110,01	85,02	0,1595	0,2043	0,29	0,1895	0,1567
Jachère	139	12977,2	0,2068	-0,2909	0,3101	6082,56	7557,05	0,6468	7773,94	10844,14	7128,29	5956,32	56,64	200,66	159,04	84,7	78,2	0,161	0,2057	0,287	0,1887	0,1576
Jachère	140	12982,89	0,2135	-0,2917	0,3203	6059,04	7607,7	0,6468	8049,14	10894,8	7061,08	5974,46	60,68	134,03	157,57	103,09	81,19	0,1593	0,2116	0,2864	0,1856	0,1571
Jachère	141	12060,4	0,2001	-0,2699	0,3001	5957,1	7198,6	0,5926	7541,71	10035,42	6889,07	5769,68	38,44	95,91	60,35	79,24	65,45	0,1655	0,2095	0,2788	0,1858	0,1603
Jachère	142	12305,66	0,1964	-0,2697	0,2946	5998,04	7351,31	0,5903	7806,31	10215,07	6861,6	5675,52	108,05	269,58	227,71	206,6	119,73	0,1632	0,2124	0,2779	0,1867	0,1598
Jachère	143	12273,13	0,2149	-0,2879	0,3223	5879,2	7174,1	0,6424	7322,31	10307,9	6661,6	5699,5	81,53	128,27	132,53	106,39	82,4	0,1639	0,2041	0,2874	0,1857	0,1589
Jachère	144	12058,12	0,2184	-0,2889	0,3277	5818,83	7071,82	0,6435	7823,48	11515,26	6510,3	5599,22	55,72	144,23	147,44	82,02	69,68	0,1646	0,2059	0,287	0,1841	0,1584
Jachère	145	13924,19	0,1906	-0,2747	0,2859	6476,83	8219,48	0,613	7825,48	11515,26	7828,28	6651,54	65,1	135,53	110,98	105,17	84,08	0,1576	0,2123	0,2802	0,1905	0,1594
Jachère	146	12289,25	0,2267	-0,2935	0,34	5909,79	7205,77	0,6547	7490,82	10												

ANNEXE 17 - Bases de données radiométriques

NOM	FID	IB	NDVI	NDWI	S05	Mean B	Mean Bright	Mean Maxdiff	Mean pan	Mean PIR	Mean R	Mean V	Stdev B	Stdev pan	PIR	Stdev R	Stdev V	Ratio B	Ratio pan	Ratio PIR	Ratio R	Ratio V
Fumier	153	14178.22	0.1674	-0.2554	0.251	6684.6	8327.88	0.5634	8333	11542.8	8233.2	6845.8	8.57	331.57	116.66	38.02	78.73	0.1605	0.2001	0.2772	0.1977	0.1644
Fumier	154	14143.26	0.1722	-0.2508	0.2583	6679.93	8328.48	0.5847	8355.6	11552.93	8158.3	6920.47	22.79	285.93	105.93	71.15	65.35	0.1603	0.2005	0.2773	0.1968	0.1661
Fumier	155	13996.23	0.1606	-0.2375	0.2408	6778.85	8298.28	0.54	8370.92	11259.54	8144.19	6937.92	45.7	285.97	135.07	42.38	43.89	0.1634	0.2018	0.2714	0.1963	0.1672
Fumier	156	14199.41	0.1543	-0.2498	0.2315	6762.43	8386.19	0.5595	8446.39	11454.57	8391.43	6876.14	51.67	409.53	30.94	36.97	42.94	0.1613	0.2014	0.2732	0.2001	0.164
Fumier	157	13963.88	0.163	-0.2491	0.2445	6599.89	8246.69	0.574	8329.89	11333.78	8156.92	6813	67.68	369.52	116.09	48.55	52.31	0.1601	0.202	0.2749	0.1978	0.1652
Fumier	158	13860.02	0.161	-0.2312	0.2415	6695.55	8270.04	0.5488	8287.36	11234	8117.73	7015.55	30.76	341.57	127.73	82.16	47.31	0.1619	0.2004	0.2717	0.1963	0.1697
Eau	159	10148.63	0.1704	-0.2126	0.2556	5785.89	8349.42	0.4572	8435.86	8279.78	5868.56	5377	33.82	106.43	147.7	74.77	75.71	0.1622	0.2027	0.2608	0.1849	0.1694
Eau	160	11396.53	0.1499	-0.2086	0.2249	6237.57	7081.04	0.4467	7227.65	9164.29	6774.71	6001	82.79	283.95	201.1	166.04	72.7	0.1762	0.2041	0.2588	0.1913	0.1695
Eau	161	10731.18	0.1488	-0.1956	0.2231	6097	6746.23	0.4182	6922.16	8622	6389	5801	56	65.26	100	28	48	0.1808	0.2023	0.2556	0.1894	0.172
Eau	162	10725.58	0.1567	-0.2019	0.235	6027.4	6734.73	0.4323	6805.43	8666.8	6318.6	5755.4	39.36	76.04	86.49	64.1	31.4	0.179	0.2051	0.2574	0.1876	0.1709
Eau	163	12280.09	0.161	-0.234	0.2415	6286.96	7475.58	0.505	7767.32	9953.02	7192.91	6177.71	50.51	87.31	114.85	27.93	45.58	0.1682	0.2078	0.2663	0.1924	0.1653
Eau	164	12183.95	0.1576	-0.2137	0.2364	6509.8	7540.94	0.4801	7792.49	9851.6	7169	6381.8	27.99	63.95	88.89	78.87	33.41	0.1727	0.2067	0.2613	0.1901	0.1693
Arachide	165	15280.67	0.191	-0.2925	0.2866	6696.96	8222.02	0.6735	9264.97	12640.66	8658.61	6919.89	83.93	149.59	136.52	161.08	109.69	0.1519	0.21	0.2866	0.1946	0.1569
Arachide	166	15376.12	0.1774	-0.2811	0.2661	6766.53	8964.64	0.6512	9572.9	12604.56	8806.26	7072.97	63.44	94.62	86.53	140.78	93.44	0.151	0.2136	0.2812	0.1965	0.1578
Arachide	167	14776.92	0.1765	-0.2731	0.2647	6683.07	8675.27	0.6251	9201.64	12105.85	8473.92	6911.98	60.34	153.36	80.8	81.8	80.31	0.1541	0.2121	0.2791	0.1954	0.1593
Arachide	168	15074.27	0.167	-0.2543	0.2506	6955.05	8935.74	0.5948	9401.87	12269.68	8757.19	7294.93	56.87	109.48	95.75	72.13	79.12	0.1557	0.2104	0.2746	0.196	0.1633
Arachide	169	16950.73	0.1579	-0.2678	0.2369	7352.4	9903.55	0.6418	10569.61	13708.76	9669.81	7917.18	67.37	98.31	117.2	72.1	76.41	0.1485	0.2135	0.2768	0.2013	0.1599
Arachide	170	16308.38	0.1605	-0.269	0.2408	7169.04	9525.3	0.6346	10074.31	13213.54	9558.53	7611.08	40.68	89.43	76.89	92.08	80.03	0.1505	0.2115	0.2774	0.2007	0.1598
Arachide	171	14886.76	0.1609	-0.2558	0.2413	6859.5	8822.14	0.5902	9311.24	12066.4	8722.22	7151.33	47.83	68.4	106.92	84.78	88.16	0.1555	0.2111	0.2735	0.1977	0.1621
Arachide	172	15017.78	0.1761	-0.2703	0.2641	6786.78	8834.03	0.624	9401.69	12299.56	8617.11	7065	64.09	111.84	110.19	53.53	70.45	0.1537	0.2129	0.2785	0.1951	0.1599
Arachide	173	14481.99	0.1678	-0.2572	0.2518	6709.13	8586.22	0.5922	9055.46	11794.1	8404	6968.39	48.45	95.57	71.74	138.5	63.14	0.1563	0.2109	0.2747	0.1958	0.1623
Arachide	174	16112.51	0.16	-0.2581	0.24	7281.87	9518.03	0.6061	10112.65	13050.28	9450.04	7695.31	75.99	187.66	184.03	162.65	86.25	0.153	0.2125	0.2742	0.1986	0.1617
Arachide	175	16359.63	0.1561	-0.26	0.2341	7274.16	9636.24	0.6164	10288.1	13213.67	9645.54	7759.72	45.61	111.26	72.39	104.32	88.17	0.151	0.2155	0.2742	0.2002	0.1611
Arachide	176	16231.28	0.1566	-0.2555	0.2334	7328.8	9934.36	0.6021	10189.71	13105.42	9376.15	7771.69	54.84	89.38	82.14	82.69	51.47	0.1528	0.2124	0.2732	0.1996	0.162
Arachide	177	15648.5	0.1586	-0.2527	0.2379	7163.07	9327.56	0.604	9914	12823.82	9316.71	7649.29	54.39	93.35	123.05	101.88	93.33	0.1529	0.2116	0.2736	0.1987	0.1632
Arachide	178	17071.34	0.154	-0.252	0.2309	7618.36	10089.8	0.6094	10743.84	13767.48	10093.9	8225.45	60.53	106.21	61.48	71.76	109.98	0.151	0.213	0.2729	0.2001	0.163
Arachide	179	15673.39	0.1626	-0.2483	0.2439	7310.92	9342.72	0.5787	9865.72	12718.01	9160.09	7659.18	77.84	103.67	106.74	80.94	90.03	0.1565	0.2112	0.2723	0.1961	0.164
Arachide	180	16242.19	0.1435	-0.2376	0.2152	7588.62	9734.79	0.5558	10340.43	12999.43	9373.73	8007.38	90.49	166.62	120.86	62.94	41.82	0.1559	0.2124	0.2671	0.2001	0.1645
Arachide	181	16071.64	0.1494	-0.2438	0.2241	7439.48	9586.1	0.5716	10157.42	12918.6	9560.73	7854.26	81.05	171.16	132.17	109.44	106.92	0.1552	0.2119	0.2695	0.1995	0.1639
Arachide	182	15892.64	0.1572	-0.2489	0.2357	7383.8	9495.95	0.5752	10166.31	12846.22	9356.85	7726.56	61.9	123.01	85.72	67.23	61.71	0.1555	0.2141	0.2706	0.1971	0.1627
Arachide	183	15255.43	0.1694	-0.2585	0.2461	6915.06	9898.85	0.6085	9488.86	12391.21	8898.66	7300.46	32.64	109.2	96.51	45.26	48.01	0.1537	0.2109	0.2754	0.1978	0.1623
Arachide	184	15233.02	0.1694	-0.2624	0.2541	6907.25	8976.03	0.614	9476.5	12418.88	8821.36	7256.18	53.98	145.58	146.58	87.41	62.29	0.1539	0.2112	0.2767	0.1966	0.1617
Arachide	185	16016.28	0.1523	-0.2488	0.2285	7289.56	9516.86	0.5897	10141.11	12901.67	9490.42	7761.56	36.7	141.72	63.81	84.51	93.58	0.1532	0.2131	0.2711	0.1984	0.1631
Arachide	186	15197.38	0.1607	-0.2504	0.241	7062.18	9056.93	0.5799	9619.11	12314.75	8905.46	7383.13	53.59	137.36	81.61	96.61	60.85	0.156	0.2124	0.2719	0.1967	0.163
Arachide	187	15855.1	0.159	-0.2502	0.2385	7297.63	9450.01	0.5857	10111.11	12832.71	9341.59	7697	31.34	115.2	64.31	44.36	48.38	0.1544	0.214	0.2716	0.1971	0.1629
Arachide	188	14210.7	0.1857	-0.2665	0.2786	6711.11	8426.37	0.5938	8877.33	11714.39	8044.7	6784.32	47.78	105.36	91.34	54.28	56.89	0.1593	0.2107	0.278	0.1909	0.161
Arachide	189	14071.41	0.1857	-0.269	0.2785	6659.22	8325.06	0.5934	8719.25	11599.11	7966.51	6681.21	55.55	66.02	74.79	69.44	45.58	0.16	0.2095	0.2787	0.1914	0.1605
Arachide	190	14031.83	0.1592	-0.2559	0.2388	6556.36	8354.09	0.5748	8887.01	11358.66	8238.52	6729.89	61.42	77.28	96.55	72.88	54.75	0.157	0.2128	0.2719	0.1972	0.1611
Arachide	191	13922.64	0.1659	-0.2523	0.2488	6638.2	8315.42	0.5634	8753.48	11323.14	8101	6761.26	41.02	87.33	126.53	86.6	60.82	0.1597	0.2105	0.2723	0.1948	0.1626
Arachide	192	14257.88	0.1611	-0.2604	0.2417	6600.97	8453.85	0.5863	8979.79	11557.15	8349.82	6781.53	42.67	75.53	81.42	71.3	53.55	0.1562	0.2124	0.2734	0.1975	0.1604
Arachide	193	14062.81	0.1612	-0.253	0.2419	6630.18	8390.02	0.5685	8889.01	11400.1	8234.09	6796.69	60.65	85	77.31	91.6	67.65	0.158	0.2119	0.2718	0.1963	0.162
Arachide	194	14257.62	0.1612	-0.2506	0.2418	6741.95	8527.31	0.5647	9062.11	11557.65	8348.69	6926.16	59.68	102.93	100.42	101.03	76.09	0.1581	0.2125	0.2711	0.1958	0.1624
Arachide	195	14437.03	0.1714	-0.258	0.2572	6746.14	8567.62	0.5883	9016.88	11786.72	8336.74	6951.62	58.73	55.17	83.88	37.7	51.6	0.1575	0.2105	0.2751	0.1946	0.1623
Arachide	196	13659.77	0.1698	-0.2479	0.2547	6645.39	8217.42	0.5469	8682.15	11139.74	7905.41	6714.41	54.58	87.35	105.56	82.39	71.9	0.1617	0.2113	0.2711	0.1924	0.1634
Arachide	197	14934.64	0.1751	-0.2598	0.2626	6901.8	8857.17	0.6008	9397.88	12223.2	8581.2	7181.8	64.32	147.07	69.21	26.1	57.82	0.1558	0.2122	0.276	0.1938	0.1622
Arachide	198	13881.35	0.1669	-0.2505	0.2504	6600.67	8299.34	0.566	8781.63	11297.87	8066.36	6770.95	50.26	88.59	69.08	56.71	59.54	0.1591	0.2111	0.2723	0.1944	0.1632
Arachide	199	13788.56	0.1882	-0.2716	0.2823	6440.55	8128.93	0.6083	8519.03	11385.04	7778.52	6521.53	46.74	79.55	71.32	89.22	47.77	0.1585	0.2096	0.2801	0.1914	0.1605
Arachide	200	13635.98	0.1671	-0.2458	0.2506	6649.27	8202.48	0.5425	8623.79													

ANNEXE 17 - Bases de données radiométriques

NOM	FID	IB	NDVI	NDWI	SOS	Mean B	Mean Bright	Mean Maxdiff	Mean pan	Mean PIR	Mean R	Mean V	Stdev B	Stdev pan	Stdev PIR	Stdev R	Stdev V	Ratio B	Ratio pan	Ratio PIR	Ratio R	Ratio V
BAOBAB	207	10722.97	0.2231	-0.2686	0.3346	5623.02	7454.99	2.689	6010.48	9051.16	5749.67	5206.97	199.34	642.2	569.57	533.76	294.69	0.1078	0.1152	0.1734	0.1102	0.09978
BAOBAB	208	11861.77	0.2392	-0.2968	0.3588	5736.61	8022.47	2.704	6482.3	10108.86	6420.84	5481.44	116.11	621.14	596.24	379.59	153.26	0.1027	0.1154	0.18	0.1105	0.09761
BAOBAB	209	11979.93	0.2222	-0.2738	0.3333	5986	8167.06	2.68	6576.34	10106.82	6435.01	5761.65	177.81	679.09	436.83	483.62	272.23	0.1047	0.115	0.1768	0.1125	0.1008
BAOBAB	210	10993.75	0.198	-0.2449	0.2989	5877.94	7649.41	2.743	5463.9	9135.42	6116.1	5540.85	94.54	467.31	408.75	233.71	117.94	0.1088	0.102	0.1706	0.1142	0.1035
BAOBAB	211	11699.89	0.1966	-0.2565	0.2949	5991.47	7987.73	2.614	6471.22	9713.65	6521.69	5747.58	145.14	631.71	420.64	437.33	279.59	0.1072	0.1157	0.1761	0.1166	0.1028
BAOBAB	212	11046.94	0.212	-0.2591	0.3179	5774.74	7514.14	2.613	6020.16	9261.35	6021.81	5449.47	241.61	603.23	612.85	601.53	322.7	0.1088	0.1145	0.1761	0.1145	0.1038
BAOBAB	213	12159.52	0.1996	-0.2613	0.2994	6058.38	8314.67	2.636	6892.07	10114.8	6748.69	5924.31	208.9	805.75	601.51	463.64	267.75	0.1084	0.1184	0.1738	0.116	0.1018
BAOBAB	214	12724.22	0.2072	-0.2859	0.3109	6119.37	8834.11	2.83	6964.39	10636.01	6984.35	5906.34	199.44	723.96	525.08	524.12	280.98	0.09896	0.1126	0.172	0.1129	0.09551
BAOBAB	215	11288.08	0.2261	-0.2695	0.3391	5874.45	7770.18	2.644	6547.5	9145.57	6025.18	5492.47	105.43	570.77	436.22	377.56	213.33	0.108	0.1204	0.1755	0.1108	0.101
BAOBAB	216	10805.17	0.2369	-0.2716	0.3553	5734.59	7883.8	2.87	6384.09	9195.84	5673.46	5267.76	190.98	518.49	691.18	533.87	313.33	0.1039	0.1157	0.1666	0.1028	0.09545
BAOBAB	217	10645.39	0.1951	-0.2331	0.2927	5870.57	7702.07	2.744	6295.52	9496.65	5491.2	5916.2	218.01	665.44	673.02	458.06	268.16	0.1089	0.1168	0.1638	0.1103	0.1019
BAOBAB	218	12255.34	0.1885	-0.2589	0.2827	6218.31	8396.94	2.627	7208	10121.02	6910.74	5958.63	191.61	538.37	512.25	439.38	262.93	0.1058	0.1226	0.1722	0.1176	0.1014
BAOBAB	219	10467.14	0.2166	-0.2599	0.3249	5689.19	7451.22	2.759	5882.31	8800.55	5666.68	5169.19	175.54	551.41	568.33	477.72	263.8	0.1091	0.1128	0.1687	0.1086	0.09911
BAOBAB	220	12081.68	0.1903	-0.2608	0.2854	6142.61	8027.29	2.589	6209.98	9989.48	6795.38	5856.97	266.58	647.72	487.12	392.23	277.79	0.1083	0.1105	0.1778	0.1123	0.1018
BAOBAB	221	11504.13	0.2252	-0.2712	0.3378	5959.48	7823.64	2.6	6484.7	9723.27	6148.42	5574.25	223.08	780.45	586.79	592.97	318.59	0.1088	0.1184	0.1775	0.1123	0.1018
BAOBAB	222	12186.85	0.1979	-0.257	0.2968	6179.41	8490.38	2.706	7004.67	10126.28	6780.68	5985.09	201.35	735.22	702.18	441.43	293.08	0.104	0.1179	0.1704	0.1141	0.1007
BAOBAB	223	11180.05	0.2368	-0.2812	0.3552	5695.28	7533.28	2.671	5598.98	9514.43	5871.03	5338.52	277.97	535.52	784.07	624.89	325.5	0.108	0.1062	0.1804	0.1113	0.1012
BAOBAB	224	11014.43	0.2331	-0.2678	0.3496	5864.53	7473.65	2.576	6106.58	9353.01	5817.12	5401.56	112.88	506.06	275.82	373.89	177.79	0.1121	0.1167	0.1788	0.1112	0.1032
BAOBAB	225	11413.35	0.1933	-0.2578	0.2899	5839.67	7682.69	2.578	6184.42	9455.21	6392.46	5579.31	182.7	559.56	584.73	406.26	235.27	0.1086	0.115	0.1758	0.1189	0.1037
BAOBAB	226	12714.23	0.2028	-0.2766	0.3042	6140.79	8533.16	2.663	6948.22	10597.88	7024	6005.96	171.81	423.24	417.27	371.91	215.52	0.1028	0.1163	0.1774	0.1176	0.1005
BAOBAB	227	10869.73	0.1831	-0.2266	0.2747	6112.97	7497.31	2.473	6464.74	8944.72	6176	5640.3	216.53	752.23	387.66	375.43	148.97	0.1165	0.1232	0.1704	0.1177	0.1075
BAOBAB	228	9840.57	0.2168	-0.2484	0.3252	5537.84	7112.49	2.76	5598.97	8274.57	5326.2	4891.52	138.76	535.58	584.76	365.98	296.14	0.1112	0.1125	0.1662	0.107	0.1001
BAOBAB	229	10218.36	0.2936	-0.3042	0.4404	5453.78	7144.76	2.708	6159.67	8968.32	4897.36	4784.45	53.06	683.44	491.97	202.4	129.15	0.109	0.1232	0.1793	0.09792	0.09566
BAOBAB	230	11606.35	0.3207	-0.3378	0.4811	5713.73	7589.19	2.636	6217.93	10321.29	5308.33	5108.69	172.97	525.07	718.38	427.31	295.35	0.1076	0.117	0.1943	0.09992	0.09617
BAOBAB	231	1218.02	0.2701	-0.298	0.4052	5744.58	7794.67	2.762	6576.35	9726.74	5589.39	5259.8	204.65	594.64	407.81	498.15	270.96	0.1053	0.1165	0.1783	0.1024	0.0954
BAOBAB	232	10825.31	0.247	-0.2731	0.3705	5751.17	7671.98	2.715	6576.35	9266.74	5595.96	5291.42	190.53	537.55	781.3	422.14	251.25	0.1071	0.1225	0.1726	0.1042	0.09853
BAOBAB	233	11371.74	0.2167	-0.2665	0.325	5810.32	8108.24	2.828	6332.64	9661.56	6155.73	5537.49	131.66	788.55	432	278.69	187.89	0.1024	0.1116	0.1685	0.1085	0.09756
BAOBAB	234	12800.04	0.4091	-0.3833	0.6136	5581.19	8554.32	2.956	6332.64	11804.19	4949.96	5262.15	65.89	308.15	231.83	176.32	83.86	0.09321	0.1135	0.1971	0.08266	0.08788
TAMIN	235	12205.32	0.41	-0.3801	0.615	5474.94	8301.88	3.018	6455.38	11259.36	4711.34	5057.01	80.47	251.61	320.22	191.61	107.88	0.09421	0.1111	0.1937	0.08107	0.08702
TAMIN	236	12359.64	0.3225	-0.334	0.4838	5720.61	8524.49	2.871	7148.94	11000.38	5634.92	5492.06	74.8	866.66	467.27	196.5	144.51	0.09587	0.1198	0.1843	0.09443	0.09204
TAMIN	237	13473.8	0.3735	-0.3619	0.5602	5338.14	7851.17	2.929	7317.78	10439.01	4761.84	4890.92	71.76	477.32	318.62	145.37	104.41	0.09713	0.115	0.1899	0.08665	0.08899
TAMIN	238	11748.46	0.338	-0.3395	0.5069	5527.49	8034.1	2.892	6292.03	10529.93	5210.26	5192.84	72.89	734.1	320.06	288.5	91.67	0.09829	0.1119	0.1872	0.09265	0.09234
TAMIN	239	10813.18	0.3679	-0.3497	0.5518	5191	7893.73	3.161	5882.52	9815.81	4538.31	4857.03	108.06	280.64	627.69	258.16	145.57	0.09061	0.1065	0.1777	0.08209	0.0856
TAMIN	240	11946.7	0.4178	-0.3894	0.6266	5277.19	8319.72	3.109	6522.47	11051.13	4538.31	4857.03	108.06	280.64	627.69	258.16	145.57	0.09061	0.1065	0.1777	0.08209	0.0856
TAMIN	241	11946.7	0.4178	-0.3894	0.6266	5277.19	8319.72	3.109	6522.47	11051.13	4538.31	4857.03	108.06	280.64	627.69	258.16	145.57	0.09061	0.1065	0.1777	0.08209	0.0856
MANGIF	242	14368.03	0.5032	-0.4653	0.7547	5282.99	8290.94	2.705	6994.66	13642.13	4509.15	4977.55	93.37	436.07	329.19	186.2	94.56	0.09103	0.1205	0.2351	0.0777	0.08577
MANGIF	243	13303.88	0.3991	-0.4013	0.5987	5512.09	8362.79	2.759	7115.82	12224.25	5249.86	5222.6	86.93	450.19	526.6	258.26	114.55	0.09416	0.1216	0.2088	0.08968	0.08922
MANGIF	244	13419.32	0.4954	-0.4551	0.743	5162.09	7934.05	2.721	6839.44	12714.87	4290.71	4761.51	35.34	460.67	423.09	113.12	88.63	0.09295	0.1231	0.2289	0.07726	0.08573
MANGIF	245	13543.49	0.4653	-0.4389	0.698	5320.64	8269.58	2.784	6858.36	12723.06	4642.17	4961.53	56.15	442.91	465.4	123.96	80.66	0.09191	0.1185	0.2198	0.08019	0.08571
MANGIF	246	15217.28	0.4504	-0.4355	0.6756	5682.55	9136.87	2.771	8027.39	14230.03	5391.82	5596.42	56.16	598.93	209.47	171.08	83.8	0.08885	0.1255	0.2225	0.0843	0.0875
MANGIF	247	14579.64	0.4743	-0.447	0.7115	5470.72	8689.06	2.732	7528.04	13732.89	4896.28	5248.57	81.67	445.02	261.76	236.53	114.69	0.08994	0.1238	0.2258	0.0805	0.08629
MANGIF	248	13996.69	0.4067	-0.4217	0.61	5515.47	8633.58	2.801	6832.19	12896.5	5439.44	5246.31	108.4	618.67	281.63	308.95	160.33	0.09126	0.1131	0.2134	0.09001	0.08681
MANGIF	249	13530.62	0.483	-0.4446	0.7245	5310.68	8087.08	2.736	6877.88	12776.6	4453.76	4911.66	61.55	321.27	384	112.35	86.56	0.09381	0.1215	0.2257	0.07868	0.08676
MANGIF	250	12860.98	0.3949	-0.3927	0.5923	5451.39	8264.82	2.818	6830.43	11798.53	5118.52	5145.05	140.69	507.84	590.24	450.6	140.84	0.09423	0.1181	0.2039	0.08848	0.08893
MANGIF	251	14181.91	0.379	-0.3934	0.5685	5767.36	9126.92	2.785	8111.6	12931.41	5822.82	5629.91	147.21	592.84	414.22	372.98	219.81	0.09031	0.127	0.2025	0.09118	0.08816
MANGIF	252	13698.35	0.4388	-0.4261	0.6582	5464.84	8496.14	2.8	7143.08	12762.07	4977.41	5135.97	73.64	372.41	252.36	179.64	107.55	0.09189	0.1201	0.2146	0.08369	0.08636
MANGIF	253	13069.19	0.4452	-0.4232	0.6677	5324.93	8373.26	2.918	6855.05	12200.83	4684.37	4994.98	60.2	377.6	146.18	220.55	128.11	0.09085	0.11			

ANNEXE 17 - Bases de données radiométriques

NOM	FID	IB	NDVI	NDWI	SOS	Mean B	Mean Bright	Mean Maxdiff	Mean pan	Mean PIR	Mean R	Mean V	Sdev B	Sdev pan	Stdev PIR	Stdev R	Sdev V	Ratio B	Ratio pan	Ratio PIR	Ratio R	Ratio V
MANGIF	261	15499.33	0.505	-0.4881	0.7575	5285.8	8977.32	2.837	7333.95	14723.4	4842.6	5065.35	65.89	314.86	273.71	184.65	54.99	0.08411	0.1167	0.2343	0.07706	0.08061
GUIERA1	262	17131.06	0.1678	-0.2627	0.2517	7501.41	10802.4	2.407	9254	13631.05	9941.91	8146.18	19.25	826.88	169.97	63.94	35.41	0.1224	0.1845	0.1315	0.1077	0.1077
GUIERA2	263	12965.9	0.3355	-0.3729	0.5032	5595.14	8814.2	2.816	7129.37	11964.96	5789.78	5314.74	142.98	445.46	341.04	322.18	184.79	0.09388	0.1196	0.1952	0.09715	0.08917
GUIERA2	264	12657.17	0.3554	-0.3789	0.5331	5460.86	8254.38	2.861	6677.84	11349.27	5397.03	5112.03	107.36	340.63	427.56	237.83	150.56	0.09451	0.1156	0.1964	0.09341	0.08847
GUIERA2	265	12353.49	0.3595	-0.3748	0.5392	5445.23	8246.45	2.884	6800.32	11175.16	5265.41	5081.7	175.09	318.71	359.88	348.36	196.51	0.09433	0.1178	0.1936	0.09122	0.08803
GUIERA2	266	12275.75	0.3831	-0.3736	0.5746	5440.87	8358.68	2.98	6702.82	11210.97	5000.81	5112.52	145.68	295.49	290.6	323.72	171.79	0.09239	0.1146	0.1916	0.08547	0.08738
GUIERA1	267	16003.75	0.1939	-0.2768	0.2908	7246.53	9731.61	2.308	8089.29	13263.41	8955.56	7513.09	140.32	380.22	131.73	275.91	179.1	0.1064	0.1187	0.1947	0.1315	0.1103
GUIERA1	268	15326.63	0.1975	-0.2881	0.2963	6796.46	9814.74	2.614	7394.38	12732.08	8532.27	7036.95	160.04	883.85	282.42	479.71	274.39	0.09893	0.1076	0.1853	0.1242	0.1024
GUIERA1	269	15318.79	0.2041	-0.2871	0.3061	6883.09	10167.7	2.701	8287.97	12779.27	8447.21	7077.55	96.04	376.62	109.1	283.01	142.1	0.09671	0.1164	0.1796	0.1187	0.09944
GUIERA1	270	14773.05	0.2091	-0.2869	0.3137	6660.29	9438	2.519	7707	12363.09	8861.18	83.34	805.55	76.34	73.64	175.01	105.15	0.1008	0.1167	0.1871	0.1224	0.1037
GUIERA1	271	15425.01	0.2227	-0.2965	0.334	6822.13	9738.84	2.536	7629.51	13017.17	8275.52	7063.65	175.46	721.74	98.03	545.21	271.7	0.1001	0.1119	0.1909	0.1214	0.1036
GUIERA1	272	15365.99	0.2421	-0.3182	0.3631	6543.26	9518.8	2.511	7770.64	13116.88	8003.83	6783.69	195.57	719.59	116.98	451.09	266.17	0.0982	0.1166	0.1969	0.1201	0.1018
GUIERA1	273	14427.03	0.2582	-0.3328	0.3872	6255.86	9623.2	2.772	7887.91	12427.66	7327.51	6221.5	231.08	445.72	266.35	529.24	331.61	0.09384	0.1183	0.1864	0.1099	0.09333
GUIERA1	274	14755.21	0.2463	-0.3207	0.3694	6489.7	9279	2.553	7686.68	12625.63	7636.08	6494.29	258.66	543.07	253.69	546.65	414.42	0.09991	0.1183	0.1944	0.1176	0.09998
GUIERA1	275	14859.39	0.195	-0.2771	0.2925	6710.81	9860.51	2.677	7875.22	12323.78	8302.16	6976.53	27.2	834.29	83.96	154.75	69.36	0.09723	0.1141	0.1785	0.1203	0.1011
GUIERA1	276	15110.52	0.2469	-0.3326	0.3704	6277.33	9586.83	2.655	7837.74	12934.56	7811.85	6478.44	79.86	464.34	28.36	130	120.91	0.09354	0.1168	0.1927	0.1164	0.09654
GUIERA1	277	13282.93	0.209	-0.2965	0.3135	6215.7	9616.54	3.068	6941	11115.2	7272.45	6031.1	39.65	446.45	50.65	83.41	58.97	0.09234	0.1031	0.1651	0.108	0.08959
GUIERA2	278	12478.68	0.386	-0.3796	0.579	5392.8	8479.44	3.024	6621.7	11409.22	5054.43	5130.44	86.94	215.66	184.6	210.77	105.11	0.09086	0.1116	0.1922	0.08515	0.08644
FAIDAL	279	14196.57	0.4284	-0.4035	0.6426	5774.38	8729.07	2.725	7316.17	13180.6	5273.95	5601.87	195.03	211.57	989.22	617.95	273.29	0.0945	0.1197	0.2157	0.08631	0.09168
FAIDAL	280	13337.04	0.4088	-0.3981	0.6131	5618.32	8759.4	2.895	7456.56	12297.94	5161.14	5294.75	159.68	416.71	1612.5	435.4	251.32	0.09163	0.1216	0.2006	0.08417	0.08635
FAIDAL	282	14727.16	0.5174	-0.4674	0.7761	5552.61	8752.24	2.852	7056.39	14031.56	4462.85	5093.13	127.3	226.71	688.77	221.24	175.99	0.09063	0.1152	0.229	0.07284	0.08313
FAIDAL	283	14132.39	0.5169	-0.4637	0.7753	5392.06	8746.6	2.985	6936.29	13465.99	4288.53	4933.41	100.33	280.16	1366.1	269.97	166.94	0.08807	0.1133	0.2199	0.07004	0.08058
FAIDAL	284	14719.99	0.505	-0.4635	0.7575	5520.25	8892.03	2.898	7075.94	13983.23	4598.63	5125.92	165.77	416.13	930.55	292.63	163.74	0.08879	0.1138	0.2249	0.07396	0.08244
FAIDAL	285	14004.96	0.4442	-0.4257	0.6663	5624.51	8572.32	2.747	7281.02	13070.43	5030.22	5264.96	127.82	328.92	930.54	552.4	224.13	0.09373	0.1213	0.2178	0.08383	0.08774
FAIDAL	286	14088.18	0.4505	-0.422	0.6757	5511.2	8859.61	2.865	7478.59	13174.43	4991.11	5354.82	170.66	456.08	1008.1	509.77	294.91	0.08887	0.1206	0.2124	0.08048	0.08634
FAIDAL	287	14730.82	0.4542	-0.4261	0.6813	5760.47	8593.26	2.787	7478.29	13299.67	4965.47	5306.53	127.63	299.35	788.72	495.7	220.84	0.09402	0.1221	0.2159	0.08104	0.08688
FAIDAL	288	14322.86	0.45	-0.4324	0.6749	5542.08	8593.26	2.721	7204.83	13391.66	5080.13	5206.53	197.89	502.08	894.93	742.38	321.07	0.09213	0.1198	0.2226	0.08445	0.08822
FAIDAL	289	14620.32	0.4691	-0.4381	0.7037	5619.85	8603.74	2.64	7614.97	13750.18	4988.56	5371.87	192.15	311	1106.2	464.46	274.95	0.09331	0.1264	0.2283	0.0825	0.0892
BALAE	290	11846.77	0.2357	-0.2731	0.3536	5722.85	8253.36	3.023	5967.49	9123.96	5885.84	5343.36	246.95	639.21	594.3	681.45	378.03	0.09906	0.1033	0.1647	0.1019	0.09405
BALAE	291	10446.77	0.284	-0.2881	0.426	5458.08	7823.69	3.042	6067.54	9123.96	5088.07	5043.05	187.27	379.23	783.01	511.8	297.27	0.09966	0.1108	0.1666	0.09291	0.09208
BALAE	292	11322.87	0.2898	-0.3037	0.4346	5586.68	8010.77	2.853	6641.58	9918.53	5461.71	5297.05	166.86	337.57	906.95	443.69	250.07	0.09963	0.1184	0.1769	0.0974	0.09446
BALAE	293	11082.68	0.3527	-0.3445	0.5291	5302.75	7728.13	2.898	6489.64	9997.2	4783.48	4873.6	171.95	369.88	836.72	441.98	202.17	0.09802	0.12	0.1848	0.08842	0.09009
BALAE	294	10422.42	0.3546	-0.3328	0.5319	5168.57	7403.88	3.063	4980.24	9409.1	4482.82	4709.8	127.85	627.3	443.83	168.77	123.33	0.09973	0.09603	0.1815	0.0865	0.09088
BALAE	295	9719.22	0.2573	-0.2485	0.386	5486.49	7706.32	3.123	5815.96	8368.38	4943.03	5036.9	248.9	214.38	757.47	679.03	395.32	0.1017	0.1078	0.1551	0.09163	0.09337
BALAE	296	9456.6	0.2437	-0.2581	0.3655	5271.53	7251.27	3.092	4946.94	8079.72	4913.81	4764.15	304.87	785.58	815.27	685.26	367.99	0.1039	0.09746	0.1592	0.09681	0.09386
BALAE	297	12775.96	0.2128	-0.2656	0.3192	6297.02	8634.09	2.653	6779.65	10716.57	6955.6	6218.32	154.09	825.45	421.58	415.33	196.15	0.1042	0.1122	0.1773	0.1151	0.1029
BALAE	298	12383.02	0.2246	-0.2768	0.3369	6116.73	8225.55	2.655	6060.16	10461.95	6624.7	5926.22	198.13	664.46	460.99	649.01	349.65	0.1062	0.1052	0.1817	0.1151	0.1029
BALAE	299	11499.86	0.4014	-0.3719	0.6021	5272.18	8036.69	3.07	6278.34	10575.66	4516.87	4841.43	40.2	259.01	268.9	107.36	66.69	0.09372	0.1116	0.188	0.08029	0.08606
AZDI	300	12723.09	0.3383	-0.3534	0.5075	5670.62	8747.26	2.926	7253.15	11405.41	5638.59	5448.58	123.19	840.93	290.31	244.58	139.34	0.09261	0.1185	0.1863	0.09209	0.08898
AZDI	301	12158.52	0.3825	-0.365	0.5738	5479.14	8440.57	3.019	6717.62	11101.58	4958.27	5164.77	103.34	574.2	217.72	221.94	133.12	0.09274	0.1137	0.1879	0.08392	0.08741
AZDI	302	15064.22	0.5402	-0.4764	0.8103	5207.96	8812.78	2.785	7174.93	14434.66	4309.44	5118.57	51.24	351.65	189.02	169.05	105.6	0.08442	0.1163	0.234	0.06986	0.08297
AZDI	303	14019.96	0.4968	-0.4455	0.7452	5257.9	8365.44	2.788	6932.4	13289.04	4467.74	5097.48	81.6	301.34	281.08	232.76	113.12	0.08979	0.1184	0.2269	0.0763	0.08705
AZDI	304	14255.7	0.542	-0.4732	0.813	5126.22	8586.86	2.94	7035.25	13665.67	4058.88	4886.9	36.2	211.65	225.19	83.85	73.59	0.08528	0.117	0.2274	0.06753	0.0813
AZDI	305	13345.48	0.5341	-0.4665	0.8011	5054.24	8207.01	2.983	6504.38	12769.47	3878.44	4645.24	65.79	323.18	286.61	122.56	68.5	0.08798	0.1132	0.2223	0.06751	0.08086
AZDI	306	14019.96	0.4968	-0.4455	0.7452	5257.9	8365.44	2.788	6932.4	13289.04	4467.74	5097.48	81.6	301.34	281.08	232.76	113.12	0.08979	0.1184	0.2269	0.0763	0.08705
AZDI	307	13397.65	0.4639	-0.4148	0.6958	5262.38	8142.13	2.82	6945.42	12171.07	4457.58	5034.4	78.33	378.83	501.01	226.58	118.67	0.09233	0.1219	0.2135	0.07821	0.08833
AZDI	308	11969.96	0.443	-0.3958	0.6645	5148.61	7897.43	2.909	6641.36	11166.96	4310.32	4833.57	51.26									

ANNEXE 17 - Bases de données radiométriques

NOM	RD	MI_B	MI_B_pan	MI_B_PIR	MI_B_R	MI_B_V	MoB_B	MoB_pan	MoB_PIR	MoB_R	MoB_V	BC_B	BC_pan	BC_PIR	BC_R	BC_V
SOLNU	1	7770,71	11474,1	14281,4	10579,83	8474,34	7685,8	11249,15	14149,88	10372,88	8354,08	71,15	195,49	109,11	188,43	106,26
SOLNU	2	7013,84	10152,7	13019,7	9204,51	7479,88	6929,62	9944,27	12893,81	9087,1	7359,33	71,09	188,05	107,72	100,84	100,14
SOLNU	3	7590,72	11128,3	13947,2	10582,7	8410,73	7544,08	11066,57	13746,15	10411,91	8361,99	42,82	63,3	182,82	154,03	42,63
SOLNU	4	7151,22	10153	12930	9325,65	7589,94	7108,67	9940,57	12872,08	9236,16	7526,93	32,89	177,42	46,37	70,07	52,81
SOLNU	5	7381,86	10913,9	13522,4	9756,2	7924,92	7305,44	10642,67	13401,25	9627,6	7827,33	58,5	241,61	96,8	100,2	75,5
SOLNU	6	7397,12	11112,6	13890,5	10047,33	8002,06	7372,89	10867,8	13823,91	9968,63	7959,34	28,11	226,36	61,47	82,53	45,51
SOLNU	7	7327,45	11071,8	14064,4	10171,68	7945,26	7273,94	10793,36	13955,63	10059,06	7858,56	45,27	239,57	93,14	93,27	71,86
SOLNU	8	6993,14	9927,79	12699,6	9001,86	7370,03	6940,24	9739,72	12536,22	8860,38	7270,29	42,63	158,02	103,24	115,9	85,06
SOLNU	9	7157,39	10197,6	13191,2	9297,84	7538,1	7074,64	10043,12	13091,15	9156,92	7436,74	75,16	138,37	92,58	130,19	93,42
SOLNU	10	7229,08	10373,7	13223,4	9436,35	7629,86	7182,38	10141,35	13192,67	9391,67	7588,05	33,45	225,21	25,09	37,09	28,61
SOLNU	11	6984,65	10028,5	12967,2	9026,35	7355,37	6972,44	9863,24	12940,44	9034,08	7352,2	12,7	157,01	18,1	-1,143	6,984
SOLNU	12	7056,04	10190,1	13050,8	9130,64	7440,68	7031,89	9943,16	13003,41	9073,49	7399,18	19,06	210,44	35,92	46,82	33,25
PUIT2	13	7518,54	8118,23	12404,3	8913,38	7536,38	7629,35	9935,65	12477,76	8953,47	7664,24	-59,7	-1675	4,4	12,5	-74,55
PUIT2	14	8233	7593,33	13190,6	8909,11	8505,11	8142,79	9421,79	13158,43	9803,71	8429,79	77,5	-1825,78	78,67	54,67	70,39
PUIT2	15	7246,33	7174,94	11921,1	8715,33	7490,33	7215,18	9212,45	11921,91	8573,45	7373,36	31,08	-1787,15	-5,423	119,85	105,54
PUIT2	16	7200,33	7863,92	12596	9014,33	7501	7262	9746,88	12725,13	9153,13	7609,63	-33,6	-1580,2	-88,7	-107,1	-71,35
PUIT2	17	6427,5	6415,63	9754,5	6734,5	6124	6415	7940	9716,4	6727,8	6122,2	2,333	-1360,67	21,67	-3,667	-6
PUIT2	18	7329	6282,25	10938	8145	7505	7487	8467,33	11272	8391,5	7671	-158	-2045,42	-334	-246,5	-166
PUIT2	19	7169	5549,3	11410	8754	7217	7144,43	7333,71	11247,71	8596,64	7213,71	48,44	-1591,22	142,22	176,61	57,67
PUIT2	20	7670,82	7544,55	12830,6	9696,55	8504,55	7657,53	10104,47	12803,47	9540,13	8334,07	7	-2308	-3,438	127	152,19
PUIT1	21	6366	9018,88	10594	7154	6219	6349,92	8293,38	10598,92	7159,77	6215,15	11	649,75	-10	-9	2
PUIT1	22	6272,27	9212,45	11270,4	7428,84	6295,55	6284,2	8363,2	11242	7377	6261,8	-0,8889	781	29,78	49,33	32,44
PUIT1	23	6253,4	8415,15	11122,8	7261,8	6181,8	6230	7914,13	11133,33	7263,67	6161	19,38	447,69	-8,615	-5,538	12,92
PUIT1	24	6328,47	8492,23	11095,1	7565,27	6358,33	6319,12	8145,15	11096,59	7555,35	6346,65	-0,5455	349,32	-0,7273	-1,818	-0,3636
PUIT1	25	6546	9912,5	12014	7988	6726	6539	8796,75	12025,33	7992,33	6718,33	2,857	1052,57	-18,86	-10,86	3,429
PUIT1	26	6432,38	8867,69	11497,4	7509,31	6378,23	6449	8345,18	11617,06	7527,12	6396,29	-20	482,45	-97,6	-18	-16
PUIT1	27	6328,47	8492,23	11095,1	7565,27	6358,33	6319,12	8145,15	11096,59	7555,35	6346,65	-0,5455	349,32	-0,7273	-1,818	-0,3636
PUIT1	28	6209	9548,67	11506	7489	6121	6205,8	8436,1	11521,2	7445	6140,2	3,2	1033,7	-15,2	44	-19,2
PUIT1	29	6270,54	8700,54	11136,8	7324,08	6265	6269,71	8131,53	11170,47	7338,41	6190,18	-0,7273	569,27	-28,73	-11,64	51,27
PUIT1	30	6654,33	9167,67	11691,3	8033	6763,67	6661	8660,38	11694	8012,5	6751,5	-4,8	499,15	16	21,6	12
Niebe	31	6385,57	8964,5	11788,3	7721	6661,57	6351	8903,09	11726	7608,25	6489	37	83,72	64	122,75	174
Niebe	32	7118,29	9784,52	12459	9105,35	7513,13	7117,09	9715,73	12452,84	9100,73	7508,5	5,573	58,6	5,045	3,551	4,135
Niebe	33	7191,68	9906	12556,6	9231,74	7637,8	7174,48	9754,28	12508,8	9166,76	7580,24	12,54	135,64	41,69	60,15	50
Niebe	34	7307	10013,5	12627,4	9353,04	7659,59	7267,29	9850,88	12556,14	9265,14	7612,93	35,07	159,67	55,55	68,46	39,01
Niebe	35	7284,06	10009,8	12668,4	9248,59	7656,53	7153,21	9885,03	12463,42	9075,05	7494,68	122,2	118,65	193,4	162,8	151,2
Niebe	36	7183,73	9721,24	12570,8	9094,89	7511,6	7158,42	9765,57	12501,02	9041,88	7475,83	20,21	-46,3	56,73	41,61	27,84
Niebe	37	6688,85	9513,77	12292	8479,08	6954,23	6633,57	9463,38	12126,84	8267,23	6865,29	53,03	58,85	158,47	195,81	85,55
Niebe	38	6823,86	9562,22	12512,1	8692,94	7105,73	6761,3	9512,46	12397,35	8544,94	7025,44	53,44	47,63	99,02	134,21	71,56
Niebe	39	6993,62	9837,46	12720,2	9000,31	7370,31	6940,56	9886,14	12607,81	8852,3	7282,04	44,13	144,97	94,56	126,56	76,69
Niebe	40	7021,11	9779,26	12653,2	8991,83	7323,99	6987,59	9778,49	12621,98	8950,61	7303,63	30,71	4,125	30,63	38,94	21,59
Niebe	41	6862,93	9672,2	12279,9	8657,41	7084,85	6735,07	9416,24	12059,48	8369,28	6937	115,88	231,74	198,94	259,32	132,36
mil	42	6667,72	8971,1	12191,1	8260,15	6879	6666,78	9065,94	12232,57	8292,09	6886,48	-0,4375	-88,91	-34,67	-28,04	-7
mil	43	6970,73	9767,82	12778,6	9052,94	7316,14	6961,53	9684,53	12762,7	9008,93	7295,52	8,894	80,2	16,47	41,46	18,07

ANNEXE 17 - Bases de données radiométriques

NOM	FID	MIB_B	MiB_pan	MiB_PIR	MiB_R	MiBV	MoBB	MoBpan	MoBPIR	MoBR	MoBV	BC_B	BC_pan	BC_PIR	BC_R	BC_V
mil	44	6483,44	8830,44	12152,9	8027,58	6624,32	6490,52	8846,27	12200,73	8040,11	6651,54	-7	-14,86	-46	-11,75	-28
mil	45	6493,65	8633,95	11639,2	7871,25	6619,33	6457	8574,01	11671,96	7791,18	6530,47	35,94	56,62	-29,5	71,25	79,19
mil	46	6910,86	9375,01	12686,6	8668,98	7193,28	6827,49	9437,01	12741,4	8697,2	7222,24	-13,52	-63,81	-47,12	-23,92	-24,64
mil	47	7077,59	9643,35	12759,7	8931,93	7343,52	7100,78	9644,26	12805,62	8972,84	7367,69	-16,46	23,02	-30,69	-33,43	-18,34
mil	48	6911,49	9300,44	12316,4	8612,52	7148,02	6900,76	9314,72	12338,39	8587,58	7154,47	10,47	-13,63	-20,06	25,14	-4,148
mil	49	6974	9583,93	12654,6	8717,42	7249,83	6973,86	9543,07	12725,38	8683,16	7234,02	1,517	43,22	-67,28	28,36	12,9
mil	50	6326,7	8479,22	11537,6	7684,8	6365,52	6286,21	8414,61	11494,83	7531,92	6311,92	33,48	56,14	32,33	109,26	43,01
mil	51	6435,92	8825,11	11854,6	8089,54	6640,94	6419,83	8709,37	11824,44	8011,65	6582,35	13,58	108,04	21,32	69,29	52,79
mil	52	6295,5	8460,41	11877,4	7660,63	6378,13	6284,76	8452,88	11946,46	7551,59	6355,47	8,718	4,872	-68	97,54	20,92
mil	53	6482	9059,33	12642,5	8245,76	6698,08	6503,24	9084,62	12703,05	8259,45	6702,28	-19,03	-23,17	-43,94	-20,59	-5,613
mil	54	6327,96	8729,69	12578,3	7959,23	6491,7	6382,93	8774,62	12612,19	7922,74	6503,91	-48,74	-47,91	-36,65	38,17	-6,326
mil	55	6655,26	8846,75	11622	8134,2	6807,89	6648,09	8796,78	11770,8	8118,32	6800,16	8,912	50	-138,49	16,35	9,263
mil	56	6543,76	8727,22	11939,2	7999,34	6654,57	6533,32	8699,85	11893,74	7958,47	6649,35	9,692	30,37	43,08	38,36	4,051
mil	57	6665,98	9125,98	12487,4	8293,12	6863,63	6845,28	9052,24	12379,92	8255,48	6814,77	17,83	73,77	97,57	32,94	45,67
mil	58	6379,87	8567,67	11967,6	7804,48	6461,35	6413,75	8659,89	12116,34	7827,42	6520,33	-29,13	-90,87	-131,63	-18,72	-52,91
mil	59	6529	8907,27	12476,1	8194,29	6708,05	6570,09	8946,58	12484,09	8186,33	6752	-36,24	-41,08	-4,64	7,53	-39,92
mil	60	6414,92	8697,41	11923,8	7833,64	6502,04	6404,77	8616,71	11872,77	7782,38	6469,85	7,661	71,01	43,32	45,42	27,12
mil	61	6512,28	8794,55	12007,2	8042,06	6675,87	6509,51	8808,41	11974,6	8006,94	6631,44	3,294	-17,35	30,9	31,13	36,08
mil	62	6768,7	9226,97	12279,9	8500,21	7051,36	6777	9250,15	12293	8495,53	7068,85	-8,938	-18,4	-11,26	4,313	-13,88
mil	63	6221,27	8428,72	12091,8	7533,05	6197,37	6202,62	8449,38	12189,78	7359,48	6175,48	15,64	-25,56	-93,44	151,11	15,38
mil	64	6637,32	9115,6	12351,3	8290,92	6846,81	6611,42	9122,19	12301,04	8240,45	6821,17	25,43	-11,6	48,11	47,66	26,45
mil	65	6281,06	8381,7	11817,2	7575,09	6348,69	6285,66	8440,7	11954,48	7548,76	6331,87	-4,416	-52,78	-113,3	23,32	18,75
mil	66	6971,34	9797,55	12819,9	9020,97	7412,4	6884,23	9676,9	12617,73	8716,12	7225	89,39	117,22	187,6	290,51	175,5
mil	67	6254,52	8511,39	12131,4	7546,14	6340,05	6169,36	8369,85	11998,47	7168,1	6183,02	76,16	126,74	117,76	348,98	138,53
mil	68	7216,1	9588,56	12685,9	8963,28	7546,86	7212,97	9669,15	12738,69	8937,94	7550,98	8,405	-59,44	-42,63	32,61	6,177
mil	69	7076,95	9447,39	12256,3	8769,45	7388,29	7085,46	9461,7	12259,56	8774,67	7387,87	-3,733	-13,59	2,706	1,556	3,067
mil	70	6481,71	8346,62	11055,7	7620,59	6490,06	6454,49	8379,24	11057,6	7536,94	6454,54	22,68	-31,18	1,951	76,59	33,07
mil	71	6535,95	8640,72	11696,4	8073,96	6692,79	6588,8	8745,66	11753,4	8171,13	6736,8	-47,15	-98,37	-52,6	-86,17	-39,15
mil	72	6451,3	8461,73	11738,3	7875,37	6528,7	6446,21	8579,34	11753,93	7871,79	6522,14	5,314	-106,39	-10,46	7,086	11,14
mil	73	6406,82	8364,34	11152,6	7609,51	6389,36	6365,28	8291,77	11059,12	7536,44	6326,82	36	72,56	81,59	62,71	53,65
mil	74	6360,87	8247,49	11022,4	7523,49	6330,14	6335,76	8217,65	10932,21	7467,15	6302,66	22,67	26,27	76,28	51,56	24,11
mil	75	6463,83	8529,62	11744,1	7772,32	6498,56	6395,98	8539,84	11532,98	7614,3	6403,6	64,33	-12,95	186,5	141	84,17
mil	76	6676,84	8949,72	11855,5	8204,77	6792,62	6678,32	9027,3	11821,35	8186,39	6807,09	-0,4889	-74,93	35,42	23,47	-10,67
mil	77	6707,51	9224,9	12330,1	8419,43	6951,79	6711,83	9232,12	12340,32	8428,64	6938,86	-3,937	-8,349	-8,73	-5,802	10,73
mil	78	6690,59	9105,24	12147	8337,21	6872,5	6667,37	9116,77	12142,89	8334,68	6878,57	22,34	-12,48	4,969	0,4154	-6,215
mil	79	6670,42	9039,5	11968,7	8246,82	6856,01	6678,7	9064,3	11989,46	8229,19	6836,39	-7,771	-27,55	-19,77	16,74	17,71
mil	80	6645,72	9032,08	12129,2	8188,6	6747,36	6618,39	8962,57	12091,89	8154,89	6734,54	25,57	64,8	33,3	30,05	13,46
mil	81	6639,89	8953,34	12049,1	8165,4	6763,09	6635,78	9050,9	11944,61	8147,14	6743,03	5,949	-92,23	95,49	20,77	23,18
Maraichage	82	5619,12	6608,16	8837,53	5847,12	5245,12	5621,76	6745,74	8860,16	5854,84	5267,49	1,689	-141,46	-17,69	-5,956	-16,27
Maraichage	83	6221,5	7748,15	10486,7	7032,86	6147,43	6251,62	8078,53	10651,45	7149,9	6221,83	-28,42	-316,77	-141,64	-101,82	-63,58
Maraichage	84	6018,4	7312,87	9949,8	6502,49	5759,66	6039	7490,76	10016,41	6547,94	5802,12	-12,47	-157,91	-47,2	-33,32	-35,44
Maraichage	85	5726,21	6864,19	9049,95	5999,47	5433,32	5726,87	6827,29	9059,51	5985,99	5408,43	-0,1348	32,79	-5,124	9,124	21,57

ANNEXE 17 - Bases de données radiométriques

NOM	FD	MIB_B	MIB_pan	MIB_PIR	MIB_R	MIB_V	MoB_B	MoB_pan	MoB_PIR	MoB_R	MoB_V	BC_B	BC_pan	BC_PIR	BC_R	BC_V
Maraîchage	86	5857,62	6930,7	9419,55	6141,43	5535,21	5844,84	7002,54	9457,61	6151,98	5527,12	9,612	-65,6	-30,09	-7,463	6,806
Maraîchage	87	5920,2	7228,73	9777,73	6388,73	5689,4	5929,06	7274,3	9892,54	6398,84	5701,63	-8	-41,39	-91,37	-7,368	-10,68
Maraîchage	88	5375,51	5330,74	6819,42	4620,72	4697,37	5533,43	5417,3	7373,77	4931,89	4962,36	-153,67	-92,48	-536,67	-301,33	-256,67
Maraîchage	89	5930,95	6901	9606,11	5977,86	5547,59	5920,32	6868,41	9633,61	5940,12	5546,46	11,17	9,75	-25,17	35,25	6,167
Maraîchage	90	5970,3	7315,11	10398,5	5967,55	5605,57	5919,09	6995,06	10154,95	5849,37	5521,88	41,09	313,25	195,39	97,09	70
Maraîchage	91	5581,44	6423	10721,4	4861,77	5112,68	5699,91	6457,86	10628,26	5217,81	5265,89	-104,08	-32,1	59,31	-321,54	-138,62
Maraîchage	92	5569,28	5989,33	7867,07	5332,17	5038,1	5730,94	6154,48	8553,61	5709,39	5336,74	-161	-168,89	-677,5	-373	-296
Maraîchage	93	5430,33	6683,44	12800	4557,97	4979,3	5563,74	6718,26	12171,37	4924,2	5157,8	-128,44	-29,75	624,22	-352,89	-171,11
Maraîchage	94	5495,25	5581,59	7314,75	5060,75	5012,25	5632,11	5722,47	7641,89	5258,11	5112,33	-117,71	-148,14	-288,57	-169,33	-84,95
Maraîchage	95	5375,51	5330,74	6819,42	4620,72	4697,37	5533,43	5417,3	7373,77	4931,89	4962,36	-153,67	-92,48	-536,67	-301,33	-256,67
Maraîchage	96	6369,94	7920,86	10246,2	7251,55	6306,35	6393,66	8062,07	10340,7	7285,03	6348,06	-20,33	-127,22	-74,92	-26,54	-38,38
Maraîchage	97	5478,13	5580,12	7334,61	5006,73	4894,85	5537	5800,51	7546,46	5111,31	4981,28	-42,87	-224	-151,83	-77,74	-63,04
Maraîchage	98	5697,32	6808,53	8981,89	5864,79	5352,37	5722	6595,5	9114,1	5938,7	5402,5	-19,43	209,76	-111,59	-65,39	-42,61
Maraîchage	99	5708,9	6922,39	9222,64	6088,36	5460,36	5764,23	6832,26	9327,55	6150,61	5536,55	-47,46	86,21	-82,22	-73,14	-67,68
Maraîchage	100	5736,17	7369,52	9629	6457,83	5583,33	5720,7	7168,45	9594,91	6386,36	5542,74	13,33	190,95	24,97	58,79	32,12
Maraîchage	101	6164,29	7680,24	10049,5	6909,04	6094,16	6187,16	7669,43	10285,17	6913,36	6113,43	-22,92	9,167	-213,59	-10,98	-19,11
Maraîchage	102	5990,51	7279,47	10112,9	6724,56	5917,53	5943,58	7516,06	9992,17	6633,67	5839,83	41,71	-229,31	111,21	84,64	70,36
Maraîchage	103	5800,78	7070,24	10022,1	6043,22	5621,78	5930,79	7224,29	10246,53	6329,42	5804,58	-122	-139,24	-210,82	-266,82	-167,64
Maraîchage	104	5701	6743,89	9337,9	5970,5	5480,7	5752,9	7012,56	9523,71	6018,24	5530,81	-39,79	-262,15	-126,29	-33,43	-33,71
Maraîchage	105	6214,64	7986,05	10424,9	7145,91	6168,45	6193,74	7921,02	10404,96	7135,52	6154,93	11,25	62,09	45,25	31,13	21,5
Maraîchage	106	5736,19	6817,51	8852,51	5998,41	5495,06	5772,81	6726,01	9003,79	6080,3	5526,28	-31,26	88,59	-109,05	-63,32	-22,46
Jachère	107	6352,5	7750,3	10138,4	6934,6	6147,8	6441,48	7835,19	10343,24	7122,24	6262,24	-85,55	-75,95	-202	-183,82	-111,45
Jachère	108	6194,91	7761,86	10645,2	7056,39	6020,74	6239,17	7909,56	10842,58	7125,5	6075,17	-35,21	-135,73	-162,79	-56,36	-44
Jachère	109	6387,17	7963,67	10121,3	7261	6254,17	6418,16	8042,76	10264,69	7351,55	6338,02	-31,74	-69,76	-143,61	-92,9	-77,42
Jachère	110	6251,24	7914,01	10306,1	7199,62	6177,48	6274,97	7957,65	10405,15	7232,59	6206,39	-21,22	-43,94	-80,08	-22,73	-24
Jachère	111	5984,72	7165,49	9520,87	6363,45	5677,05	5994,24	7140,56	9554,53	6382,69	5669	-7,636	20,57	-16,65	-12,36	10,25
Jachère	112	6234,23	7606,67	10107,6	6813,27	5983,59	6236,84	7589,81	10105,54	6823,48	5993,46	-3,158	15,53	0,9624	-10,17	-9,835
Jachère	113	6022,95	7273,83	9592,16	6487	5710,51	6030,26	7286,4	9652,42	6507,32	5739,63	-5,931	-7,586	-51,22	-18,71	-26,02
Jachère	114	6025	7085,96	9142,82	6388,69	5593	6041,28	7177,16	9281,15	6442,69	5713,09	-15,45	-79,27	-122,67	-49,65	-20,16
Jachère	115	6472,24	8262,46	10562,7	7541,86	6450,51	6485,56	8313,68	10583,87	7582,67	6484,24	-11,81	-49,95	-19,72	-38,05	-30,88
Jachère	116	5996,75	6617,64	8248,61	6037,75	5596,13	6065,12	6744,37	8721,72	6245,71	5723,35	-62,53	-116,8	-427,57	-190,21	-116,63
Jachère	117	6237,8	7662,57	10180,6	6832,7	5992,64	6231,13	7667,6	10187,58	6833,41	5994,87	4,974	-11,94	-6,359	-2,821	-3,846
Jachère	118	6098,87	7472,83	9918,77	6720,49	5930,7	6188,84	7547,75	10152,75	6830,02	5982,18	-58	-76,73	-195,33	-90,27	-42,8
Jachère	119	6112,86	7436,13	9708,19	6686,77	5921,09	6127,36	7472,23	9759,55	6724,77	5948,64	-14,54	-35,57	-48,88	-37,29	-24,75
Jachère	120	6162,66	7507,03	9714,8	6714,97	5948,94	6161,34	7490,48	9766,7	6761,9	5987,18	2,963	18,01	-48,2	-37,04	-30,22
Jachère	121	6235,43	8028,86	10831,7	7263,14	6167,29	6214,87	7935,07	10848,27	7238,73	6110,6	17,7	96,53	-15,76	23,27	49,09
Jachère	122	6260,41	7586,38	10204,6	6875,74	6122,33	6351,83	7719,59	10454,21	7116,45	6237,48	-72,67	-133,53	-197,89	-188,83	-93,22
Jachère	123	6194,63	7540,93	9868,37	6765,9	5990,8	6212,14	7487,12	9861,29	6742,33	5997,39	-13,83	65,63	12,07	16,2	-7,051
Jachère	124	6385,78	7999,05	10590,5	7323,05	6360,94	6383,55	8108,16	10603,34	7326,05	6353,91	3,429	-103,39	-3,692	4,571	6,813
Jachère	125	6237	7501,98	10129,4	6811,42	6100,53	6252,66	7669,31	10110,6	6847,13	6095,21	-10,93	-137,1	4,071	-22,79	4,214
Jachère	126	6227,21	7542,27	9945,4	6982,62	6061,34	6248,68	7729,38	10042,4	7029,2	6123,18	-19,93	-181,48	-82,58	-40,54	-51,8
Jachère	127	6203,42	7492,66	10069,8	6857,42	5990,68	6240,3	7625,1	10331,2	7027,2	6120,9	-34,91	-127,13	-245,73	-157,09	-122,27

ANNEXE 17 - Bases de données radiométriques

NOM	FID	MIB_B	MiB_pan	MiB_PIR	MiB_R	MIB_V	MoB_B	MoB_pan	MoB_PIR	MoB_R	MoB_V	BC_B	BC_pan	BC_PIR	BC_R	BC_V
Jachère	128	6075,49	7386,64	9723,62	6622,95	5872,46	6164,38	7320,12	9904,15	6744,38	5970,44	-85,4	71,91	-173,21	-123,72	-92,65
Jachère	129	6118,59	7309,01	9611,11	6614,07	5880,15	6115,46	7316,69	9597,28	6569,44	5891,77	0,9744	-17,07	11,9	34,92	-11,08
Jachère	130	6252,43	7700,71	10395,7	7085,46	6085,23	6312,18	7773,41	10605,08	7200,79	6198,03	-58,76	-79,67	-189,24	-112,36	-100,98
Jachère	131	5980,44	7305,57	10033,6	6550,77	5722,01	5983,58	7346,38	10084,4	6575,04	5733,62	-5,143	-18,51	-14,53	-17,14	-7,673
Jachère	132	5984,29	7189,07	9755,87	6546,87	5721,71	6021,83	7293,26	9938,17	6666,25	5772,58	-28,22	-110,29	-158	-103,78	-46,37
Jachère	133	6077,4	7412,46	10257,3	6803,9	5856,3	6091,41	7495,45	10283,73	6805,72	5869,92	-11,5	-79,02	-23,42	-2,75	-9,5
Jachère	134	6099,37	7266,7	11042,3	6972,85	5895,52	6193,52	7634,74	11225,23	7215,19	6065,52	-86,89	-353,22	-168,89	-2,16	-154,44
Jachère	135	6424,54	8096,25	11594,3	7671,15	6376,23	6345,28	8278,67	11433,72	7521,29	6252,59	79,03	-182,61	156,36	153,08	121,45
Jachère	136	6172,68	8056,26	11201,4	7396,79	6063,95	6242,73	8010,22	11386,19	7576,07	6193,87	-60,56	43,16	-150,56	-153,31	-113,92
Jachère	137	6413,84	8507,11	11506,5	7725,95	6388,89	6391,54	8437,77	11517,8	7700,16	6347,73	22,61	58,37	-0,1633	26,74	37,8
Jachère	138	6148,33	7923,66	11218,5	7328,1	6068,69	6157,77	8152,17	11249,15	7353,77	6096,4	-8,452	-215,35	-15,55	-17,1	-23,03
Jachère	139	6091,98	7783,69	10867,9	7150,87	5957,51	6075,94	7994	10832,86	7117,65	5978,8	11,72	-205,32	25,1	24,62	-22,14
Jachère	140	6065,25	7996,76	10862,4	7041,38	5979,41	6060,88	7814,19	10819,18	7015,35	5967,59	4,465	169,45	31,91	18,7	8,558
Jachère	141	5959,37	7525,71	10035,4	6694,75	5783,45	5968,71	7478,14	10091,66	6721,22	5794,73	-6,413	61,62	-46,48	-19,11	-11,17
Jachère	142	6003,63	7749,4	10193,9	6847,11	5874,65	5990	7599,06	10087,25	6773,18	5831,47	10,16	165,4	80,82	54,94	32,74
Jachère	143	5895,19	7381,12	10355,3	6699,67	5715,67	5903,38	7570,73	10359,06	6711,08	5727,48	-4,8	-177,24	7,76	-3,52	-5,44
Jachère	144	5848,67	7359,73	10232,1	6554,11	5623,89	5907,63	7510,63	10366,88	6661,63	5710,56	-48,1	-150,68	-104,99	-86,7	-70,7
Jachère	145	6461,3	8650,76	11476,8	7793,94	6522,75	6400,1	8490,02	11397,87	7689,26	6429,9	51,05	155,36	63,42	87,74	78
Jachère	146	5906,17	7475,56	10395,3	6546,27	5687,05	5898,12	7446,92	10397,16	6545,19	5678,77	6,939	30,33	1,959	4,327	8,49
Fumier	147	6887,72	8730,32	12017,4	8371,92	7034,6	6884,59	9252,03	12033,52	8382,14	7043,21	0,7059	-495,03	-17,68	-11,29	-11,29
Fumier	148	6913	8830,25	12341,8	8699,33	7248,33	6958	9497,31	12353,06	8710,5	7285,5	-38,22	-602,28	-6,333	-8,444	-32
Fumier	149	6788,73	8401,6	11916,7	8176,27	6932,27	6800,58	9061,32	11926,21	8194,42	6958,47	-10,8	-607,2	-3,6	-14,2	-22,8
Fumier	150	6787,18	8557	11658,7	8330,45	7082,09	6786,07	9125	11653,73	8331,87	7061,27	0	-514,88	0	0	0
Fumier	151	6649	8218,82	11410,7	8106,82	6785	6627,67	8589,33	11396,13	8058,87	6786,07	20	-333,31	17,5	49,63	-1
Fumier	152	6763,91	8500,91	11498	8276,91	7027,18	6777,53	8968,27	11490	8316,67	7015,4	-12,5	-417,5	4,5	-37	10,5
Fumier	153	6683,86	8515,5	11552,9	8237,43	6860,43	6683,67	8992,67	11558,44	8240,22	6865	0	-433,5	0	0	0
Fumier	154	6685,36	8499,45	11578,7	8172,18	6934,82	6689	8972	11596,67	8183,2	6946,6	-3,5	-429,44	-14,5	-11,06	-7,5
Fumier	155	6766	8563,69	11261,5	8149,69	6926,5	6760,6	8954,2	11272	8158,1	6922,6	-2,182	-356,09	-17,82	-6,682	-1,091
Fumier	156	6751,5	8740,94	11452	8386,5	6890,5	6752,6	9132,2	11489,6	8409,6	6939,4	0,3636	-345,32	-33,09	-19,27	-46,55
Fumier	157	6603,4	8581,3	11349,2	8162	6825	6657	8936,58	11344,67	8170,04	6869	-48,62	-311,27	6,462	-6,923	-38,77
Fumier	158	6693,92	8497	11224,2	8107,77	7010,85	6694,65	8905,18	11217,53	8106,24	7008,53	0	-364,9	0	0	0
Eau	159	5795,73	6488,39	8334,09	5899,18	5403,73	5909	6596,17	8878,67	6243,67	5658,33	-112	-96,21	-538,92	-341,33	-252
Eau	160	6235,48	7280,97	9154,55	6762,1	6004,03	6371,84	7431,35	9675,03	7072,74	6213,9	-123	-112,88	-475,5	-285	-190
Eau	161	6097	6845,15	8622	6389	5801	6243,67	6918,58	9162	6742,33	6006,33	-146,67	-62,33	-540	-353,33	-205,33
Eau	162	6030	6956,86	8697	6339	5764	6113,27	7018	8976,8	6504,07	5857,53	-84,5	-45,63	-278	-161	-92,5
Eau	163	6287,31	7836	10020,8	7203,62	6191,31	6309,43	7892,71	10192,57	7281,43	6242,14	-22,19	-45,29	-166,45	-75,35	-50,06
Eau	164	6511,17	7837,66	9868,74	7179,29	6385,91	6519,36	7904,18	10056,36	7339,87	6437,72	-5,6	-61,02	-178,4	-149,6	-48,8
Arachide	165	6720,17	9296,09	12630,8	8591,31	6939,62	6727,3	9382,22	12607,85	8540,37	6925,79	-2,986	-71,98	18,69	46,48	15,04
Arachide	166	6763,45	9564,94	12592,9	8786,07	7046,09	6756,91	9483,87	12597,08	8784,3	7039,55	5,61	75,25	-4,104	2,13	3,481
Arachide	167	6690,26	9233,24	12106,2	8447,37	6916,54	6685,65	9238,62	12088	8413,59	6888,03	7,636	-3,568	20,68	33,72	26,36
Arachide	168	6961,47	9432,58	12266,8	8761,4	7295,07	7002,56	9471,16	12347,87	8850,81	7338,13	-36,11	-31,76	-73,29	-82,19	-40,6
Arachide	169	7332,26	10526	13717,1	9959,38	7926,73	7305,83	10468,11	13717,83	9912,14	7890,72	24,06	54,68	-5,433	39,76	32,3

ANNEXE 17 - Bases de données radiométriques

NOM	FD	MI_B	MI_Bpan	MI_BPIR	MI_B_R	MI_B_V	MoB_B	MoBpan	MoBPIR	MoB_R	MoB_V	BC_B	BC_pan	BC_PIR	BC_R	BC_V
Arachide	170	7177,06	10083,2	13228,8	9580,58	7610,81	7162,12	10118,67	13256,71	9540,79	7621,84	15,3	-34,79	-19,51	40,05	-6,541
Arachide	171	6862,6	9299,25	12042,3	8689,1	7147,4	6836,43	9295,74	12048,9	8587	7128,62	20,4	-3,5	-9,72	85,64	14,16
Arachide	172	6769,91	9317,2	12269,5	8600,91	7045,91	6655	9239,4	12050	8481,33	6917	113,33	72,13	216,58	118	127,33
Arachide	173	6714,75	9099,13	11793,7	8381,9	6972,12	6712,09	9129,18	11749,3	8311,41	6952,09	-1,706	-20,93	40,41	58,88	15,29
Arachide	174	7289,58	10141,4	13076,9	9496,08	7697,64	7175,51	10215,33	12838,5	9322,81	7571,73	102,91	-65,51	208,61	154,75	108,57
Arachide	175	7283,4	10295,2	13199,8	9631,5	7749,7	7310,77	10226,87	13194,35	9633,91	7757,19	-25,33	65,22	1,412	-4,784	-11,22
Arachide	176	7319,3	10152,1	13103,9	9562,81	7762,41	7297,62	10161,39	13070,76	9512,15	7732,56	20,75	-5,906	25,04	44,41	25,86
Arachide	177	7166,12	9931,06	12806,4	9314,63	7648,82	7128,74	9951,22	12761,8	9274,77	7602,55	34,85	-24,19	38,46	38,92	44,08
Arachide	178	7620,41	10744,9	13769,1	10095,65	8233,11	7560,7	10743,52	13724,82	9991,37	8131,81	54	1,155	37,62	98	84,74
Arachide	179	7279,15	9840,77	12690,2	9127,07	7632,12	7231,02	9770,65	12579,08	9042,54	7598,39	32,58	55,71	92,26	64,83	13,08
Arachide	180	7544,37	10316,9	12999,7	9710,21	8012,58	7502,87	10361,05	12929,58	9592,48	7949,86	40,62	-46,88	71,39	110,84	58,49
Arachide	181	7425,13	10195	12947,2	9555,42	7837,83	7394,97	10157,31	12917,57	9429,58	7788,02	20,94	26,64	28,66	104,35	38,78
Arachide	182	7389,36	10116,6	12844,3	9349,05	7707,62	7265	9964,71	12664,83	9141,25	7535,24	113,94	143,06	163,39	188,48	157,58
Arachide	183	6928,22	9537,04	12441,1	8901,22	7285,89	6953,82	9594,33	12513,38	8919,74	7295,97	-23	-58,81	-65,11	-16	-9,545
Arachide	184	6909,94	9463,77	12380,2	8791,29	7240,44	6869,71	9432,29	12342,55	8586,62	7162,48	35,55	34,69	32,5	174,41	67,15
Arachide	185	7281,91	10067,3	12881,2	9465,64	7740,27	7202	9993,85	12671,17	9247	7619	76,64	71,9	200,64	209,92	116,48
Arachide	186	7049,59	9589,82	12293	8853,2	7366,62	7002,8	9441,35	12191,63	8718,86	7278,89	41,01	142,09	87,09	111,48	73,84
Arachide	187	7287,1	10037,3	12821,9	9300,48	7682,9	7163,78	9934,67	12700,39	9142,17	7563,09	119,17	94,15	116,5	153,33	116,5
Arachide	188	6691,65	8843,01	11693,4	8031,77	6767,28	6678,55	8835,37	11688,75	8017,06	6733,78	10,97	6,173	2,872	10,62	29,33
Arachide	189	6660,34	8748,35	11624	7964,13	6678,7	6658,41	8788,48	11656,05	7965,64	6668,9	1,543	-38,46	-28,8	-2,057	11,31
Arachide	190	6558,86	8890,54	11369,6	8253,18	6732,28	6523,26	8906,48	11392,35	8283,16	6702,68	31,56	-10,53	-20,82	-27,12	26,63
Arachide	191	6656,53	8821,72	11365,9	8145,65	6795,24	6678	8887,58	11446,67	8206,83	6843	-20,86	-60,36	-70,1	-52,75	-41,62
Arachide	192	6617,26	8980,93	11537,5	8323,24	6797,23	6625,5	8989,91	11540,83	8288,35	6801,5	-8,169	-10,25	-3,831	34,06	-3,288
Arachide	193	6632,15	8890,83	11415,9	8222,94	6790,75	6642,12	8896,37	11428,33	8226,9	6783,74	-8,33	-3,907	-10,02	-0,4072	8,701
Arachide	194	6729,81	9053,61	11556,7	8330,19	6915,64	6714,2	9047,53	11526,18	8272,52	6887,73	15,44	13,41	29,56	55,84	27,88
Arachide	195	6761	9027,34	11787,7	8321,23	6928,23	6745,33	9051,21	11743,77	8305,01	6904,75	14	-27,16	41,19	13,48	21,41
Arachide	196	6651,65	8644,05	11146,1	7906,85	6701,55	6664,46	8603,49	11211,12	7934,85	6731,68	-12,44	43,99	-57,24	-23,11	-27,51
Arachide	197	6905	9400,89	12222,4	8580,55	7185,73	6899	9372,15	12150,33	8532,58	7152,33	8,667	33,48	71,42	47,42	36,67
Arachide	198	6622,74	8798,59	11329,1	8096,04	6783,87	6662,17	8851,77	11437,61	8156,88	6803,73	-35,04	-50,12	-93,91	-52,7	-17,22
Arachide	199	6459,6	8583,27	11416,1	7834,86	6549,37	6527,67	8660,86	11526,53	7939,1	6606,87	-61,46	-73,15	-97,77	-92,66	-50,69
Arachide	200	6666,8	8668,43	11119,2	7955,87	6741,33	6690,94	8717,92	11276,9	8061,22	6809,52	-23,38	-47,34	-152,98	-100,03	-66,28
Arachide	201	6669,7	8895,96	11384,3	8153,26	6830,39	6688,42	8894,16	11433,42	8217,98	6865,75	-16,75	4,151	-42,79	-60,16	-31,02
Arachide	202	6609,56	8574,34	11004,4	7827,07	6657,75	6656,1	8631,71	11094,49	7923,61	6735,74	-43,67	-49,97	-86,67	-91,42	-73,83
Arachide	203	7505,88	11188,1	13872	9925,25	8056,86	7502,65	10795,28	13808,53	9878,94	8022,9	-2,894	329,84	51,15	35,4	20,4
Arachide	204	6659,61	8655,52	11220,8	7888,76	6696,92	6625,23	8657,44	11145,62	7868,43	6665,76	34,28	-6,595	73,79	21,86	30,34
BAOBAB	205	5911,26	6024,64	10775	6646,19	5760,3	5934,1	7051,22	10904,08	6687,78	5795,45	-17,11	-909,31	-83,14	-21,99	-24,09
BAOBAB	206	6146,92	7172,6	10303,4	6721,67	5973,3	6205,12	7985,06	10469,02	6858,89	6062,78	-33,73	-767,31	-91,69	-81,44	-53,5
BAOBAB	207	5690,29	6126	9421,83	5844,13	5286,92	5769,14	6901,43	9725,01	6042,02	5415,58	-50,3	-722,62	-192,57	-124,75	-81,08
BAOBAB	208	5820,71	6718,57	10522,7	6430,56	5577,02	5900,55	7543,26	10845,14	6615,32	5679,03	-51,41	-801,48	-198,49	-115,88	-65,07
BAOBAB	209	6016,81	6777,48	10258,3	6505,86	5802,29	6054,89	7557,74	10409,64	6588,21	5857,43	-24,74	-695,9	-95,28	-51,38	-35,52
BAOBAB	210	5881,1	5674,4	9145,65	6124	5544,9	5913,83	6588,21	9314,75	6234,71	5589,33	-23,3	-828,03	-113,67	-73,63	-29,43
BAOBAB	211	6031,06	6790,84	9835,68	6600,75	5817,08	6070,81	7628,26	9999,66	6692,67	5889,12	-19,71	-780,42	-77,13	-37,96	-35,7

ANNEXE 17 - Bases de données radiométriques

NOM	FID	MIB_B	MIB_pan	MIB_PIR	MiR	MIB_V	MoB_B	MoB_pan	MoB_PIR	MoB_R	MoB_V	BC_B	BC_pan	BC_PIR	BC_R	BC_V
BAOBAB	212	5891,23	6446,03	9638,72	6284,86	5587,99	5962,24	7251,18	9932,93	6461,61	5691,02	-34,55	-789,37	-153,24	-87,29	-51,68
BAOBAB	213	6165,17	7236,2	10567,1	7020,53	6078,27	6247,8	8126,6	10870,92	7209,74	6198,13	-49,45	-866,32	-184,04	-112,95	-72,77
BAOBAB	214	6188,01	7395,81	10806,6	7109,54	5985,94	6217,34	8044,89	10991	7227,96	6062,73	-28,6	-579,74	-110,33	-75,59	-48,08
BAOBAB	215	5946,8	6733,04	9953,88	6285,78	5644,27	6002,61	7417,29	10200	6442,28	5732,98	-34,29	-640,75	-150,18	-98,35	-54,75
BAOBAB	216	5745,01	6401,83	9278,34	5727,58	5308,17	5757,26	6579,86	9351,5	5777,16	5399,34	-5,191	-171,32	-50,94	-31,43	-14,99
BAOBAB	217	6008,55	6584,27	9477	6276	5680,32	6096,28	7252,9	9824,3	6456,79	5794,27	-53,53	-644,24	-214,81	-105,96	-67,41
BAOBAB	218	6238,07	7352,83	10208,9	6939,37	5992,92	6260,71	7680,54	10318,86	6984,41	6036,24	-7,613	-288,59	-39,6	-16,35	-19,48
BAOBAB	219	5754,16	6152,28	9109,88	5839,53	5282,88	5819,17	6861,51	9352,17	6013,07	5387,7	-28,54	-677,94	-122,58	-75,35	-47,14
BAOBAB	220	6127,21	6569,31	10014,3	6792,02	5845,74	6149,52	7625,42	10129,02	6832,28	5874,6	-7,663	-917,37	-51,4	-22,43	-12,38
BAOBAB	221	6081,9	6842,18	10015,2	6451	5732,1	6133,14	7635,51	10208,61	6598,29	5819,01	-20,91	-733,6	-85,92	-61,48	-39,9
BAOBAB	222	6284,49	7443,2	10514,9	7004,7	6101,16	6341,16	8057,19	10701,93	7121,75	6172,97	-37,78	-586,9	-108,04	-74,93	-46,79
BAOBAB	223	5748,46	5907,19	9789,21	5993,58	5411,58	5839,91	6804,59	10144,84	6210,18	5528,7	-52,86	-859,21	-204,27	-129,42	-71,05
BAOBAB	224	5883,76	6298,26	9393,82	5872,45	5430,74	5909,74	7059,48	9507,34	5958,28	5472,98	-18,95	-722,92	-72,89	-66	-32,06
BAOBAB	225	5897,51	6464,78	9624,24	6468,31	5655,11	5986,08	7227,84	9895,73	6603,88	5785,1	-51,52	-755,38	-157,34	-78,1	-81,98
BAOBAB	226	6159,95	6975	10630,8	7039,32	6019,97	6184,07	7447,4	10675,88	7041,62	6034,4	-14,58	-403,5	-28,4	2,62	-6,92
BAOBAB	227	5919,54	6649,73	9865,81	6082,62	5481,48	5974,45	7474,16	10097,66	6267,5	5576,25	-32,67	-788,35	-138,65	-115,45	-58,92
BAOBAB	228	6196,34	6860,28	9330,12	6369,3	5791,03	6263,4	7673,94	9618,99	6519,67	5900,28	-40,83	-747,8	-163,18	-88,15	-63,66
BAOBAB	229	5582,01	5758,69	8487,82	5410,34	5041,59	5626,69	6378,88	8694,29	5502,22	5097,1	-22,94	-596,59	-110,61	-47,96	-27,48
BAOBAB	230	5471,58	6153,03	8779,65	4985,31	4824,04	5492,66	6077,87	8771,64	5044,83	4861,86	-15,14	69,95	-6,187	-36,85	-23,15
BAOBAB	231	5757,98	6453,07	10441,5	5411,1	5191,49	5778,2	7188,03	10428,98	5459,78	5230,31	-7,948	-698,21	-8,931	-20,5	-19
BAOBAB	232	5771,72	6492,39	9779,98	5585,21	5265,58	5782,62	6759,08	9798,27	5595,82	5269,44	-12,03	-217,97	-27,66	-24,66	-13
BAOBAB	233	5758,38	6555,13	9152,33	5670,09	5310,16	5792,54	6569,77	9254	5770,27	5364,01	-18,06	-3,234	-57,53	-52,05	-28,99
BAOBAB	234	5885,39	6458,06	9859,36	6318,61	5649,64	5959,32	7168,08	10230,22	6500,08	5766,11	-54,92	-617,56	-278,88	-140,13	-89,4
TAMIN	235	5577,49	6793,56	11805,5	4978,41	5255,77	5611,72	6846,47	11812,89	5097,62	5305,13	-26,34	-59,21	-7,672	-76,83	-37,07
TAMIN	236	5488	6437,53	11234,4	4760,59	5080,78	5538,62	6498,68	11164,6	4928,62	5163,17	-33,98	-41,6	36,58	-118,27	-59,81
TAMIN	237	5719,59	7205,27	11034,9	5668,34	5493,3	5752,51	7213,18	11147,94	5829,08	5550,82	-29,61	-41,37	-91	-113,35	-41,94
TAMIN	238	5358,96	6190,96	10373,6	4827,86	4914,48	5409,21	6306,23	10309,27	4978,29	4996,71	-41,07	-128,84	10,59	-115,82	-67,88
TAMIN	239	5524,41	6322,35	10512,7	5245,22	5191,11	5545,11	6475,3	10548,76	5343,09	5228,44	-13,57	-113,19	-46,76	-47,76	-22,93
TAMIN	240	5274,84	5975,05	9695,16	4750,62	4826,59	5322,69	6140,08	9669,14	4856,36	4888,04	-25,94	-131,89	16,44	-55,77	-33,89
TAMIN	241	5309,84	6570,13	10875,2	4637,19	4878,16	5348,75	6688,88	10820,59	4765,37	4932,77	-30,23	-118,89	-14,93	-103,14	-48,55
MANGIF	242	5296,98	7026,3	13337,8	4577,59	4973,39	5324,69	6943,79	12913,98	4674,06	4992,08	-22,28	95,28	363,31	-79,91	-15,61
MANGIF	243	5508,56	7098,62	12195,3	5227,36	5208,87	5493,82	6988,4	12083,32	5180,02	5179,8	-3,946	37,8	58,59	-8	-3,839
MANGIF	244	5166,3	6815,05	12667,2	4304,32	4764,84	5193,02	6643,46	12418,22	4339,71	4777,68	-12,78	145,2	193,65	-27,04	-13,96
MANGIF	245	5314,55	6869,94	12675,3	4639,48	4952,7	5309,92	6726,14	12361,14	4692,03	4930,05	3,571	114,62	217,07	-39,43	14,62
MANGIF	246	5689,71	8067,46	14209,1	5415,96	5604,08	5728,82	8307,93	14077,82	5556,96	5651,46	-32,18	-219,14	118,25	-118,89	-41,5
MANGIF	247	5492,55	7528,69	13691,4	4940,76	5268,69	5529,94	7558,11	13520,06	5036,67	5301,08	-24,61	-44,63	130,68	-72,5	-24,84
MANGIF	248	5537,86	6914,64	12889,1	5459,23	5277,45	5622,42	7117,81	12866,46	5607,08	5403,12	-73	-149,08	17,23	-124,08	-107,42
MANGIF	249	5316,03	6977,26	12731,2	4519,24	4938,38	5346,25	6987,57	12650,45	4682	5004,3	-23,67	19,09	69,91	-116,57	-50,63
MANGIF	250	5502,98	6903,71	11708,1	5272,88	5202,55	5588	7045,09	11689,65	5504,91	5320,59	-64,92	-106,06	15,23	-168,77	-95,94
MANGIF	251	5769,8	8080,58	12887	5831,29	5633,56	5803,31	8063,13	12775,37	5929,5	5677,56	-25,25	-10,17	31,67	-61,85	-30,17
MANGIF	252	5463,96	7129,45	12735,3	4985,62	5137,68	5492,23	7219,62	12686,94	5084,38	5190,15	-22,23	-51,24	27,47	-69,68	-37,05
MANGIF	253	5335,02	6879,11	12189,5	4719,82	4962,18	5352,84	6963,2	12137,54	4762,64	4979,38	-13,93	-48,22	30,53	-35,29	-16,1

ANNEXE 17 - Bases de données radiométriques

NOM	FD	MIB_B	MIB_pan	MIB_PIR	MIB_R	MIB_V	MoB_B	MoB_pan	MoB_PIR	MoB_R	MoB_V	BC_B	BC_pan	BC_PIR	BC_R	BC_V
MANGIF	254	5276,88	6396,13	11482,3	4867,69	4934,44	5325	6580,95	11372,35	4922,8	4991,55	-44,59	-195,23	78,68	-55,32	-55,59
MANGIF	255	5269,12	6501,16	10903,5	4771,08	4891,2	5268,97	6460,21	10622,34	4839,86	4888,24	0,9375	33,53	240,69	-59,38	1,406
MANGIF	256	5696,02	7642,07	12334,6	5883,02	5475,41	5673,26	7510,72	12109,68	5878,92	5440,72	20,23	112,63	172,8	-0,2679	29,88
MANGIF	257	5394,48	7156,61	13260,1	5026,84	5159,68	5417,09	7276,89	12981	5094,89	5195,03	-21,21	-112,53	248,11	-62,29	-32,97
MANGIF	258	5279,13	6991,24	12345	4803,31	5049,6	5287,88	6964,27	12024,35	4872,76	5026,31	-3,389	72,07	264,31	-46,15	25,85
MANGIF	259	5467,44	7348,09	13071,5	5393,44	5225,77	5470,55	7338,69	12748,7	5380,06	5238	-2,243	17,01	182,69	3,176	-7,473
MANGIF	260	5254,08	7336,89	13914,5	4696,38	5027,22	5262,15	7305,68	13577,2	4749,39	5023,76	-2,375	50,31	263,21	-23,81	9,5
MANGIF	261	5300,77	7404,54	14585,7	4878,08	5074,42	5335,13	7391	14200,7	4976,3	5098,03	-31,19	-6,031	342,56	-90,06	-22,75
GUIERA1	262	7505,23	9855,92	13941,3	9942	8143,92	7516,41	10876,29	13946,65	9981,35	8153,59	-11,55	-903,14	-5,318	-34,55	-10,32
GUIERA2	263	5758,39	7170,73	11556,2	6118,76	5522,79	5821,99	7557,85	11572,62	6248,85	5607,51	-45,56	-341,48	-23,69	-97,58	-61,19
GUIERA2	264	5510,18	6851,8	11479,5	5514,34	5203,45	5564,41	7151,46	11478,64	5606,64	5279,98	-32,44	-277,77	-25,47	-59,41	-46
GUIERA2	265	5440,85	6822,21	11129,1	5284,94	5078,76	5487,81	6885,95	11147,73	5394,28	5135,47	-25,22	-78,99	-26,71	-63,13	-30,96
GUIERA2	266	5476,47	6795,75	11251,9	5052,07	5144,93	5495,55	6872,78	11231,35	5094,76	5166,7	-14,31	-80,7	10,58	-31,24	-15,6
GUIERA1	267	7261,72	8358,28	13286,6	8953,28	7320,33	6893,5	9152,23	12965,59	8793,77	7203,18	-41,85	-1019,88	-103,27	-107,42	-73,31
GUIERA1	268	6847,11	7999,67	12850,4	8677,67	7125,33	6903,17	9150,58	12880,67	8589,79	7136,88	-18,04	-565	-54,68	-95,89	-39,46
GUIERA1	269	6883,8	8496,6	12812,4	8479,7	7090,35	6700,77	9200,77	12481,05	8161,95	6901,27	-16,33	-808	-57,96	-29,46	-20,08
GUIERA1	270	6682,44	8278,44	12413,7	8127,28	6878,56	6700,77	9200,77	12481,05	8161,95	6901,27	-16,33	-808	-57,96	-29,46	-20,08
GUIERA1	271	6899,95	8174,38	13088	8511,95	7186,52	6983	9284,04	13187,76	8734,92	7322,52	-77	-960,53	-93,3	-209	-124,23
GUIERA1	272	6628,65	8502,83	13205,2	8188,74	6885,39	6732,44	9526,37	13350,74	8461,85	7019,22	-91,62	-904	-119,5	-226,38	-112,09
GUIERA1	273	6398,22	8315,24	12546,5	7622,27	6405,19	6505,41	8833,15	12583,29	7849,27	6553,02	-83,26	-465	-40,78	-174,31	-111,98
GUIERA1	274	6523,66	8146,77	12747,5	7800,98	6571,86	6593,73	8901,73	12783,82	8004,78	6702,9	-45,35	-693,63	-26,84	-128,48	-82,68
GUIERA1	275	6724,94	8574,19	12375,3	8367,19	7001,81	6758,4	9398,4	12472,2	8474,1	7043,25	-29,81	-761,73	-83,5	-86,38	-33,12
GUIERA1	276	6291,56	8132,06	12940,6	7828,69	6498,06	6343,9	8789,75	12951,6	7888,55	6558,45	-44,32	-606,91	-8,045	-53,09	-50,95
GUIERA1	277	6214,85	7238	11131,2	7283,08	6045,46	6213,94	7962,71	11168,06	7308,59	6081,24	-0,45	-862,45	-31,5	-21,55	-30,4
GUIERA2	278	5441,3	6709,8	11428	5210,41	5195,23	5469,19	6969,92	11444,73	5278,83	5227,31	-17,95	-243,64	-18,27	-43,27	-19,76
FAIDAL	279	5830,8	7421,77	12934,6	5487,4	5648,15	5904,8	7592,27	12713,73	5751,78	5727,96	-34,81	-124,38	113,98	-136,26	-34,31
FAIDAL	280	5696,33	7514,62	11972,7	5452,79	5623,18	5851,37	8117,08	13007,98	5991,37	5715,59	-34	-47,24	84,58	-128	-54,38
FAIDAL	281	5791,36	8025,22	13188,7	5765,13	5112,62	5565,51	7225,84	13476,42	4697,47	5163,11	-7,641	-93,73	270,06	-110,8	-41,77
FAIDAL	282	5551,74	7126,94	13790,9	4559,34	4937,59	5436,36	7091,62	12599,19	4525,19	4960,73	-12	-75,93	282,33	-77,42	-15,18
FAIDAL	283	5419,55	7018,06	12980,3	4406,09	4789,94	5184,57	7454,34	13109,36	4972,14	5252,02	-37,31	-196,73	302,82	-133,18	-49,47
FAIDAL	284	5533,76	7246,78	13523,8	4789,94	5042,34	5583,74	7454,34	13109,36	4972,14	5252,02	-37,31	-196,73	302,82	-133,18	-49,47
FAIDAL	285	5619,92	7310,84	12747	5024,34	5231,38	5631,2	7427,75	12347,91	5190,84	5255,23	4,171	-98,6	230,27	-49,33	-2,029
FAIDAL	286	5600,73	7567,92	12614,5	5251,86	5448,04	5692,28	7706,98	12256,79	5518,34	5557,09	-75,85	-114,73	274,65	-219,8	-90,38
FAIDAL	287	5787,93	7546,41	12985,4	5165,37	5386,67	5808,35	7707,9	12668,55	5366,42	5445,94	-8,842	-120,45	211,11	-120,97	-34,63
FAIDAL	288	5617,71	7420,86	13044,4	5352,67	5395,03	5666,42	7657,83	12744,85	5538,38	5448,09	-10,97	-234,72	155,23	-45,65	-8,883
FAIDAL	289	5683,4	7684,5	13228,6	5225,48	5416,88	5742,75	7747,32	12730,89	5474,25	5464,45	-38,85	-83,12	337,06	-164,75	-32,52
BALAE	290	5882,63	6571,18	10059,4	6278,32	5683,9	5968,89	7373,05	10309,23	6493,5	5811,3	-72,94	-696,83	-209,52	-181,77	-107,85
BALAE	291	5649,71	6163,32	9740,83	5588,16	5349,91	5773,35	6589,2	10105,91	5888,46	5529,97	-84,13	-376,21	-248,91	-202,6	-123,25
BALAE	292	5733,76	6655,17	10286,3	5858,45	5505,52	5872,48	6957,82	10641,85	6224,12	5706,45	-114,59	-264,32	-299,25	-309,77	-170,14
BALAE	293	5391,8	6545,43	10095,9	5050,43	4992,37	5511,88	6683,02	10342,92	5402,18	5157,65	-79,1	-115,64	-181,12	-230,54	-111,2
BALAE	294	5193,14	5414,73	9543,36	4538,18	4742,14	5239,08	6188,12	9848,69	4650,46	4805,73	-44,38	-672,5	-264,63	-101,16	-59,44
BALAE	295	5595,21	5840,21	8566,64	5190,51	5172,72	5743,44	6047,92	8831,48	5537,25	5359,83	-58,1	-163,63	-131,42	-130,27	-72,71

ANNEXE 17 - Bases de données radiométriques

NOM	RD	MiB_B	MiB_pan	MiB_PIR	MiB_R	MiB_V	MoB_B	MoB_pan	MoB_PIR	MoB_R	MoB_V	BC_B	BC_pan	BC_PIR	BC_R	BC_V
BALAE	296	5475,11	5443,4	8734,43	5198,06	5012,66	5594,52	6325,62	9211,68	5381,66	5154,54	-94,65	-747,98	-388,16	-144,03	-113,27
BALAE	297	6398,72	7530,84	11008,2	7174,44	6333,68	6484,03	8390,31	11311,14	7406,93	6439,31	-76,19	-748,86	-268,33	-208,81	-96,06
BALAE	298	6212,17	6537,88	10714,6	6858,63	6072,46	6295,04	7612,46	10942,32	7050,61	6203,43	-71,22	-944,33	-195,14	-176,53	-115,36
AZDI	299	5285,55	6283,36	10547,9	4548,36	4861,36	5335,15	6295,88	10492,23	4659,25	4918	-42,65	-16,83	38,41	-92,43	-52
AZDI	300	5882,06	7297,8	11408,8	5661,28	5463,8	5702,47	7341,99	11366,96	5720,86	5492,22	-10,25	-43,76	7,349	-33,8	-16,75
AZDI	301	5471,91	6699,79	11097,9	4982,53	5156,57	5502,23	6827,92	11124,2	5136,47	5199,23	-32,99	-151,91	-39,58	-112	-40,82
AZDI	302	5225	7264,6	14320,3	4351,86	5124,11	5267,46	7334,28	14118,15	4482,05	5148,79	-37,13	-75,35	186,3	-95,72	-22,57
AZDI	303	5257,87	6941,24	13282,7	4485,5	5103,95	5268,98	6996,74	13250,66	4552,24	5129,66	-8,768	-18,55	19,71	-39	-16,3
AZDI	304	5127,47	6997,85	13636,4	4067,38	4873,94	5142,97	6939,61	13613,29	4132,95	4884,74	-12,84	45,79	21,03	-55,34	-13,47
AZDI	305	5067,04	6496,92	12658,5	3930,46	4656,28	5092,98	6506,94	12562,39	4022,52	4705,33	-20,08	-1,683	76,5	-72,05	-41,2
AZDI	306	5257,87	6941,24	13282,7	4485,5	5103,95	5268,98	6997,74	13250,66	4552,24	5129,66	-8,768	-18,55	19,71	-39	-16,3
AZDI	307	5248,79	6911,05	12151,5	4407,9	5004,95	5250,98	6953,26	12059,35	4448,51	4993,53	-6,958	-26,88	80,27	-32,13	6,146
AZDI	308	5147,11	6655,94	11205,2	4301,5	4827,39	5156,14	6662,73	11244,14	4329,45	4830,32	-9	4,727	-32,59	-27,77	-2,818
AZDI	309	5593,05	7188,05	12733,2	5198,36	5200,36	5693,08	7276,92	12574,92	5428,04	5331,85	-87,12	-85,12	138,73	-199,15	-114,62
AZDI	310	5925,12	7272,54	11947,2	6086,54	5665,08	5941,2	7366,13	11963,87	6143,6	5700,27	-7,633	-144,63	-4,8	-45,07	-22,1
AZDI	311	5624,59	6754,32	10949,8	5207,73	5143,73	5670,77	6876,88	11011,42	5356,15	5226,12	-24,46	-114,25	-55,89	-81,04	-47,32
AZDI	312	5207,57	6356,16	11432,6	4333,59	4729,38	5241,12	6436,4	11381,61	4399,14	4754,97	-20,21	-40,25	18,94	-41,86	-23,45
AZDI	313	5101,8	5796,83	10494,3	4098,62	4512,69	5128,92	5857,63	10519,08	4227,47	4584,45	-18,48	-65,93	-4,274	-84,44	-44,85
TAMIN	314	5842,84	7741,42	12114,5	5746,12	5686,11	5913,41	7674,45	12040,3	5879,68	5751,36	-53,42	-61,5	8,225	-99,39	-59,6

_ ANNEXE [18] _

Bases de données texturales

I-Analyse par indice de texture

CONTRAST

Basic Stats

	Min	Max	Mean	Stdev	Num	Eigenvalue
3	0	747	0,597664	2,833886	1	14,319719
7	0	348,653107	0,593144	1,896278	2	4,154479
11	0	208,644653	0,589002	1,503627	3	1,415884
15	0	145,986679	0,584972	1,266962	4	0,567855
19	0	93,673126	0,581166	1,108227	5	0,272563
21	0	77,111107	0,579467	1,04774	6	0,140931
31	0	38,279907	0,573351	0,851925	7	0,041173
35	0	41,804085	0,570911	0,798604	8	0,033857

Covariance

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
3	8,03091	3,876461	2,485676	1,820438	1,350422	1,178723	0,745701	0,636675
7	3,876461	3,595871	2,424978	1,755677	1,350351	1,195127	0,739742	0,64294
11	2,485676	2,424978	2,260894	1,698057	1,319637	1,176382	0,742659	0,649496
15	1,820438	1,755677	1,698057	1,605193	1,283835	1,156141	0,747471	0,655106
19	1,350422	1,350351	1,319637	1,283835	1,228168	1,115981	0,750649	0,660552
21	1,178723	1,195127	1,176382	1,156141	1,115981	1,097758	0,749454	0,663147
31	0,745701	0,739742	0,742659	0,747471	0,750649	0,749454	0,725776	0,648484
35	0,636675	0,64294	0,649496	0,655106	0,660552	0,663147	0,648484	0,637768

Correlation

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
3	1	0,721358	0,58334	0,507025	0,42999	0,396987	0,308874	0,281322
7	0,721358	1	0,850483	0,730767	0,642563	0,601532	0,457907	0,424558
11	0,58334	0,850483	1	0,891351	0,791928	0,746715	0,579759	0,540885
15	0,507025	0,730767	0,891351	1	0,914359	0,870951	0,692515	0,647466
19	0,42999	0,642563	0,791928	0,914359	1	0,961114	0,795072	0,746358
21	0,396987	0,601532	0,746715	0,870951	0,961114	1	0,839634	0,792548
31	0,308874	0,457907	0,579759	0,692515	0,795072	0,839634	1	0,953162
35	0,281322	0,424558	0,540885	0,647466	0,746358	0,792548	0,953162	1

Eigenvector

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
3	-0,651017	-0,450916	-0,345104	-0,277678	-0,226746	-0,206037	-0,141083	-0,124528
7	-0,651292	-0,005016	0,200054	0,268802	0,297179	0,299503	0,25876	0,241517
11	-0,36643	0,569259	0,405046	0,137827	-0,039051	-0,105286	-0,275845	-0,281323
15	0,126774	-0,579093	0,176055	0,430101	0,327355	0,234353	-0,170547	-0,246118
19	0,036036	-0,346703	0,629659	0,12642	-0,319796	-0,375405	-0,045972	0,104169
21	0,012751	-0,114315	0,418429	-0,43387	-0,205433	0,021113	0,348258	0,069871
31	0,000222	-0,000389	-0,016223	0,104268	-0,430989	0,277812	-0,250268	-0,535161
35	-0,000801	-0,003214	0,014723	-0,111051	0,547572	-0,627396	0,050091	-0,388379

CORRELATION**ANNEXE 18***Bases de données texturales*

Basic Stats

	Min	Max	Mean	Stdev	Num	Eigenvalue
3	-10695,878906	2,8125	-4,364516	51,036421	1	2611,668753
7	-258,675842	69,473366	0,057457	1,516193	2	1867,022674
11	-50,835266	413,472687	0,517783	2,43412	3	121,709394
15	-22,471508	1418,805908	1,065583	3,951045	4	42,547339
19	-9,570072	910,034912	1,832629	5,28273	5	24,174546
21	-7,161662	1356,701538	2,309741	6,091143	6	14,897471
31	-3,01717	900,729004	5,593969	12,955649	7	6,563834
35	-2,584715	1462,935059	7,298737	16,957416	8	3,361911

Covariance

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
3	2604,716305	12,309536	5,770296	6,492901	8,908168	10,555375	22,022259	27,771641
7	12,309536	2,298842	1,782404	1,902617	2,294413	2,628892	5,288266	6,658653
11	5,770296	1,782404	5,924938	6,284107	6,151843	6,539906	11,80912	14,782031
15	6,492901	1,902617	6,284107	15,610753	14,443262	14,374101	22,611843	27,930277
19	8,908168	2,294413	6,151843	14,443262	27,907237	28,616085	40,767221	49,656512
21	10,555375	2,628892	6,539906	14,374101	28,616085	37,102024	53,915928	65,295275
31	22,022259	5,288266	11,80912	22,611843	40,767221	53,915928	167,848851	205,311695
35	27,771641	6,658653	14,782031	27,930277	49,656512	65,295275	205,311695	287,553951

Correlation

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
3	1	0,159077	0,046449	0,032199	0,033041	0,033954	0,033306	0,032089
7	0,159077	1	0,482958	0,317603	0,286456	0,284655	0,269215	0,258984
11	0,046449	0,482958	1	0,653416	0,478415	0,441094	0,37447	0,358123
15	0,032199	0,317603	0,653416	1	0,691982	0,597269	0,441738	0,416873
19	0,033041	0,286456	0,478415	0,691982	1	0,88931	0,595653	0,554317
21	0,033954	0,284655	0,441094	0,597269	0,88931	1	0,683218	0,632155
31	0,033306	0,269215	0,37447	0,441738	0,595653	0,683218	1	0,934533
35	0,032089	0,258984	0,358123	0,416873	0,554317	0,632155	0,934533	1

Eigenvector

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
3	0,995368	0,005327	0,003612	0,005155	0,00811	0,010153	0,026588	0,035902
7	-0,095941	0,008469	0,019956	0,038092	0,067233	0,087569	0,261789	0,365194
11	0,003548	-0,018013	-0,047703	-0,105321	-0,19754	-0,249994	-0,501648	-0,415239
15	0,002141	-0,036257	-0,119006	-0,294092	-0,47793	-0,494181	0,109343	0,435405

HOMOGENEITY**ANNEXE 18***Bases de données texturales***Basic Stats**

	Min	Max	Mean	Stdev	Num	Eigenvalue
3	0	1	0,83501	0,171995	1	0,124265
7	0	1	0,834413	0,135326	2	0,023318
11	0	1	0,833821	0,122486	3	0,006876
15	0	1	0,833237	0,115846	4	0,002452
19	0	1	0,832659	0,111971	5	0,001134
21	0	1	0,832371	0,110671	6	0,000641
31	0	1	0,830939	0,107839	7	0,000265
35	0	1	0,83037	0,107793	8	0,000203

Covariance

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
3	0,029582	0,01943	0,015421	0,013188	0,01172	0,011148	0,009142	0,008599
7	0,01943	0,018313	0,015438	0,013472	0,012093	0,011544	0,009605	0,009068
11	0,015421	0,015438	0,015003	0,01356	0,012362	0,011862	0,010031	0,009511
15	0,013188	0,013472	0,01356	0,01342	0,012515	0,01209	0,010421	0,009925
19	0,01172	0,012093	0,012362	0,012515	0,012537	0,012225	0,010775	0,010313
21	0,011148	0,011544	0,011862	0,01209	0,012225	0,012248	0,01094	0,010497
31	0,009142	0,009605	0,010031	0,010421	0,010775	0,01094	0,011629	0,011335
35	0,008599	0,009068	0,009511	0,009925	0,010313	0,010497	0,011335	0,011619

Correlation

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
3	1	0,834791	0,731975	0,661905	0,608572	0,58566	0,492883	0,463821
7	0,834791	1	0,931346	0,859372	0,798059	0,77083	0,658193	0,621663
11	0,731975	0,931346	1	0,955625	0,901388	0,875054	0,759446	0,72033
15	0,661905	0,859372	0,955625	1	0,964855	0,943025	0,834151	0,794819
19	0,608572	0,798059	0,901388	0,964855	1	0,986495	0,892362	0,854459
21	0,58566	0,77083	0,875054	0,943025	0,986495	1	0,916627	0,879944
31	0,492883	0,658193	0,759446	0,834151	0,892362	0,916627	1	0,975091
35	0,463821	0,621663	0,72033	0,794819	0,854459	0,879944	0,975091	1

Eigenvector

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
3	0,362524	0,337596	0,323378	0,312794	0,303881	0,299591	0,280209	0,273032
7	0,686386	0,341433	0,150714	0,021305	-0,073765	-0,111996	-0,245127	-0,276219
11	-0,545357	0,203601	0,374892	0,360812	0,271348	0,211621	-0,102324	-0,201991
15	-0,287668	0,575057	0,285249	-0,078883	-0,30858	-0,35032	-0,14243	0,023906
19	-0,109929	0,434567	-0,163896	-0,367597	-0,207093	-0,059838	0,428911	0,251749
21	-0,069592	0,417053	-0,533821	-0,252071	0,319222	0,40492	-0,259369	-0,294936
31	0,012387	-0,136313	0,471156	-0,669477	0,134435	0,367704	-0,163035	0,197591
35	0,001047	-0,010067	0,0492	-0,114477	0,126525	0,047342	0,336812	0,15799

SECOND MOMENT**ANNEXE 18***Bases de données texturales***Basic Stats**

	Min	Max	Mean	Stdev	Num	Eigenvalue
3	0	1	0,585243	0,300023	1	0,355377
7	0	1	0,42187	0,270201	2	0,058915
11	0	1	0,358977	0,236619	3	0,019418
15	0	1	0,321078	0,212132	4	0,006596
19	0	1	0,294442	0,193342	5	0,002049
21	0	1	0,283731	0,185428	6	0,00081
31	0	1	0,24538	0,155287	7	0,000138
35	0	1	0,234592	0,146359	8	0,000051

Covariance

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
3	0,090014	0,067158	0,050397	0,040885	0,03465	0,032232	0,023949	0,021728
7	0,067158	0,073009	0,059655	0,048875	0,041325	0,038366	0,028203	0,025489
11	0,050397	0,059655	0,055989	0,048383	0,041609	0,038781	0,028669	0,025899
15	0,040885	0,048875	0,048383	0,045	0,040073	0,037687	0,028366	0,02568
19	0,03465	0,041325	0,041609	0,040073	0,037381	0,035666	0,027667	0,02516
21	0,032232	0,038366	0,038781	0,037687	0,035666	0,034384	0,027208	0,024819
31	0,023949	0,028203	0,028669	0,028366	0,027667	0,027208	0,024114	0,022545
35	0,021728	0,025489	0,025899	0,02568	0,02516	0,024819	0,022545	0,021421

Correlation

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
3	1	0,828432	0,70991	0,642388	0,597339	0,579379	0,514031	0,494815
7	0,828432	1	0,933059	0,852687	0,791052	0,765755	0,672165	0,644528
11	0,70991	0,933059	1	0,963914	0,909526	0,883881	0,780225	0,747834
15	0,642388	0,852687	0,963914	1	0,977057	0,958086	0,861093	0,827116
19	0,597339	0,791052	0,909526	0,977057	1	0,994854	0,921501	0,889123
21	0,579379	0,765755	0,883881	0,958086	0,994854	1	0,944895	0,914507
31	0,514031	0,672165	0,780225	0,861093	0,921501	0,944895	1	0,991976
35	0,494815	0,644528	0,747834	0,827116	0,889123	0,914507	0,991976	1

Eigenvector

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
3	0,394903	0,416384	0,379526	0,341892	0,308311	0,293106	0,231405	0,212305
7	0,698953	0,325767	0,040689	-0,115631	-0,197441	-0,221201	-0,257245	-0,252533
11	-0,52381	0,349851	0,44811	0,289141	0,10663	0,027635	-0,217842	-0,260386
15	-0,264838	0,594138	0,058449	-0,316421	-0,365919	-0,316417	0,071369	0,185257
19	0,09892	-0,444202	0,520177	0,306938	-0,170648	-0,307481	-0,167733	0,016398
21	0,032129	-0,19149	0,467085	-0,227432	-0,345472	-0,168649	0,398235	0,188969
31	0,00202	-0,015623	0,077745	-0,228485	0,309484	0,068742	0,118585	0,550335
35	0,000487	-0,005689	0,036198	-0,159944	0,567638	-0,532179	0,404944	-0,255104

VARIANCE**ANNEXE 18***Bases de données texturales***Basic Stats**

	Min	Max	Mean	Stdev	Num	Eigenvalue
3	0	477,061707	0,348253	1,641252	1	123,336625
7	0	586,120789	0,959293	3,171845	2	22,142363
11	0	529,79303	1,408699	3,787483	3	6,603921
15	0	519,417725	1,754228	4,029897	4	2,856858
19	0	506,486755	2,028311	4,126962	5	1,382816
21	0	498,816162	2,14471	4,144994	6	0,752033
31	0	406,65683	2,588425	4,10917	7	0,35138
35	0	352,486389	2,717265	4,061268	8	0,266889

Covariance

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
3	2,693708	4,07119	3,753008	3,431474	2,827371	2,693957	2,015127	1,707859
7	4,07119	10,060603	10,865538	9,893974	8,717238	8,132922	5,944368	5,321446
11	3,753008	10,865538	14,345024	14,240727	12,988114	12,286575	9,156413	8,219426
15	3,431474	9,893974	14,240727	16,240067	15,748458	15,149809	11,707439	10,606266
19	2,827371	8,717238	12,988114	15,748458	17,031816	16,802263	13,763809	12,558907
21	2,693957	8,132922	12,286575	15,149809	16,802263	17,180972	14,608832	13,404361
31	2,015127	5,944368	9,156413	11,707439	13,763809	14,608832	16,885279	16,12495
35	1,707859	5,321446	8,219426	10,606266	12,558907	13,404361	16,12495	16,4939

Correlation

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
3	1	0,782049	0,603745	0,518814	0,417424	0,395997	0,298795	0,256221
7	0,782049	1	0,904458	0,774043	0,665942	0,618601	0,456078	0,413101
11	0,603745	0,904458	1	0,933013	0,830931	0,78263	0,588329	0,534354
15	0,518814	0,774043	0,933013	1	0,946921	0,906963	0,706991	0,648048
19	0,417424	0,665942	0,830931	0,946921	1	0,982231	0,811622	0,749307
21	0,395997	0,618601	0,78263	0,906963	0,982231	1	0,857704	0,79627
31	0,298795	0,456078	0,588329	0,706991	0,811622	0,857704	1	0,966235
35	0,256221	0,413101	0,534354	0,648048	0,749307	0,79627	0,966235	1

Eigenvector

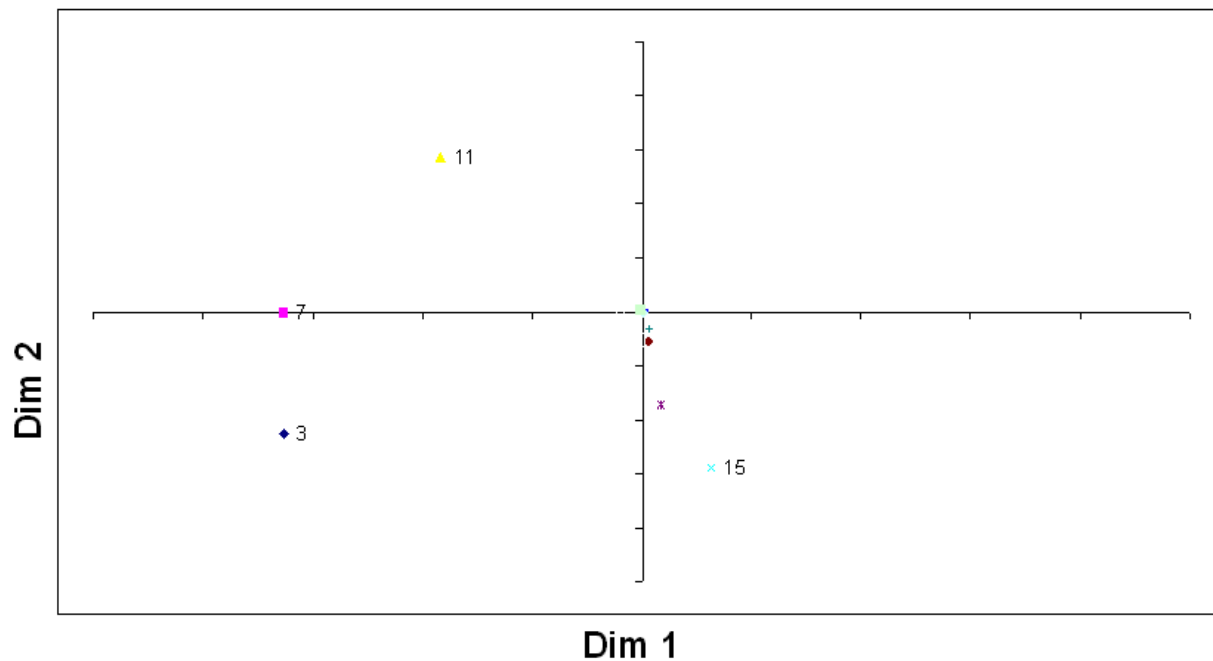
	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
3	0,064432	0,187691	0,270601	0,321277	0,348436	0,355096	0,347441	0,33367
7	0,161066	0,400491	0,445849	0,359256	0,209363	0,126605	-0,230113	-0,31303
11	-0,288519	-0,49686	-0,261815	0,079782	0,327895	0,374315	0,114562	-0,062639
15	0,328171	0,336591	-0,090214	-0,318804	-0,238511	-0,092358	0,423707	0,23599
19	-0,612337	-0,10797	0,491675	0,163819	-0,242367	-0,351878	0,193874	0,285994
21	0,474335	-0,342584	-0,117507	0,459969	0,017896	-0,160221	0,115685	0,373788
31	0,061122	-0,093952	0,07147	0,090777	-0,167582	-0,054696	-0,199593	-0,307382
35	0,134885	-0,262639	0,4243	-0,375092	-0,069334	0,342637	0,46049	-0,302044

ANNEXE 18

Bases de données texturales

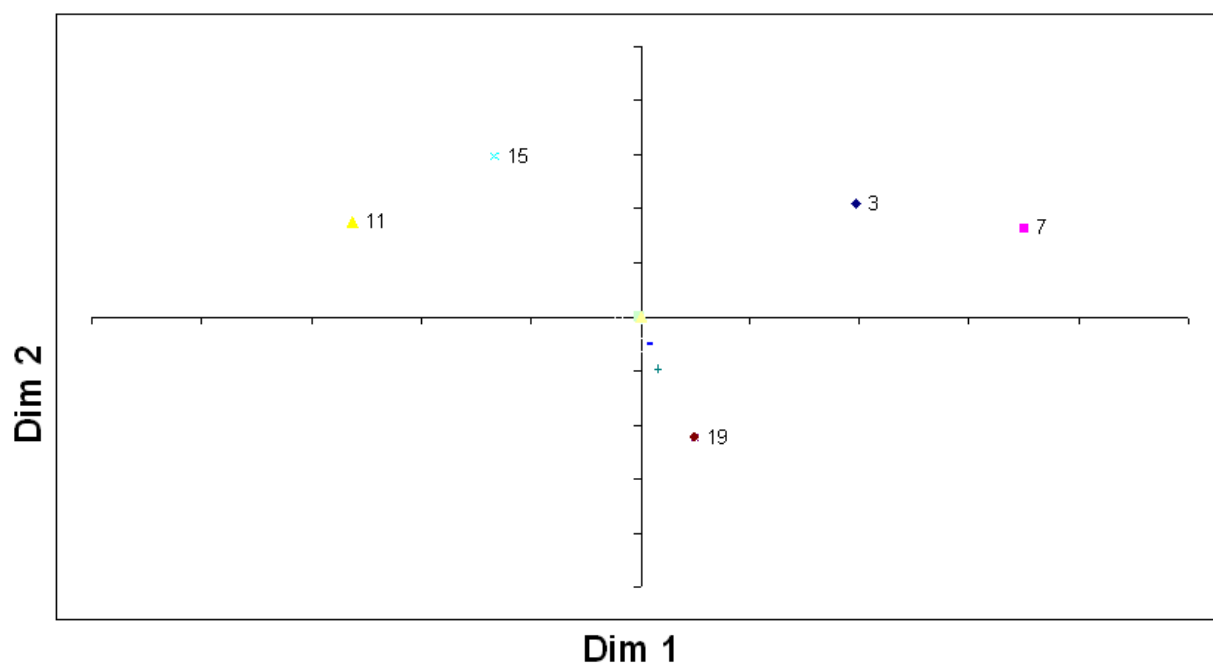
Variable factor map (PCA)

"Contrast" pour différentes fenêtres de texture



Variable factor map (PCA)

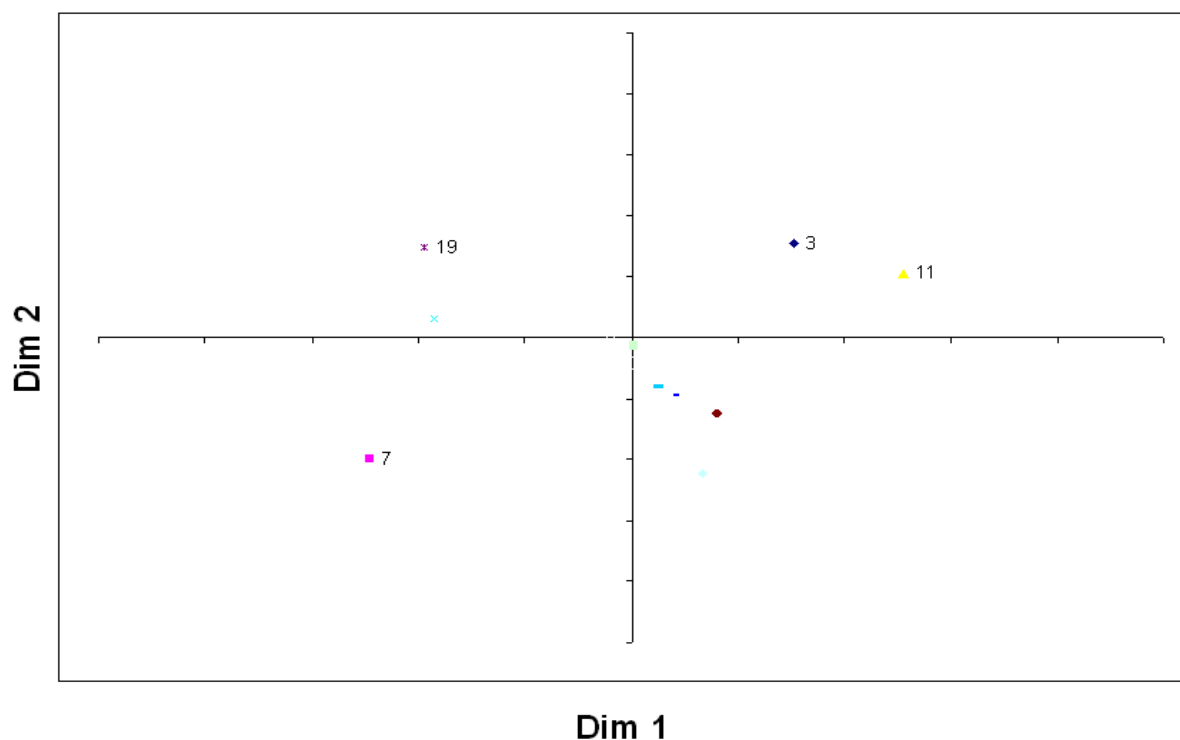
"Second moment" pour différentes fenêtres de texture



Variable factor map (PCA)

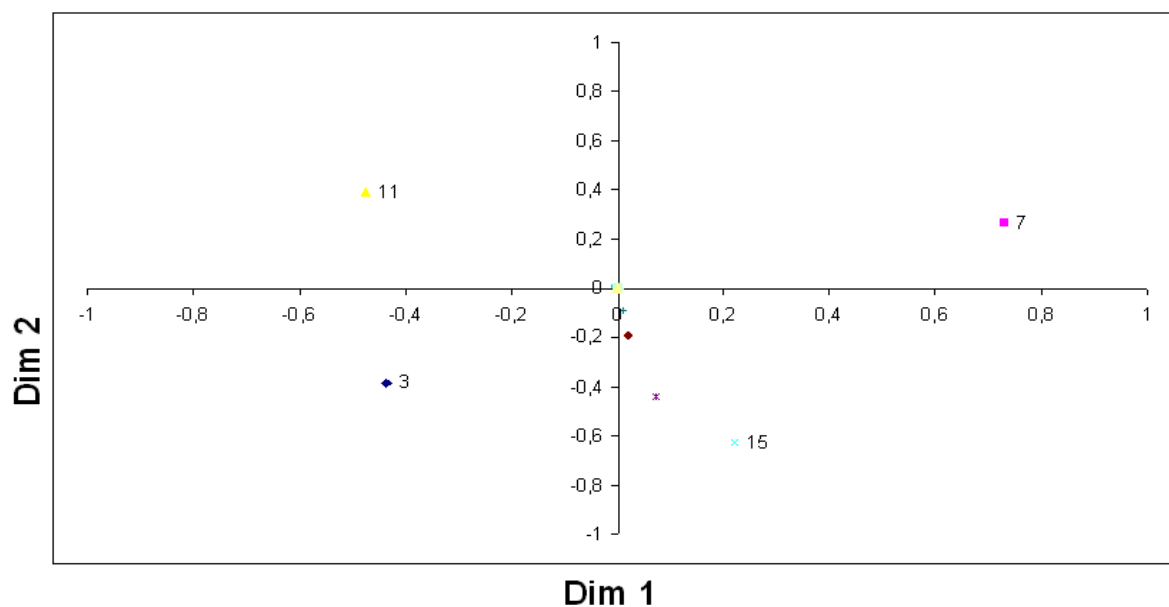
ANNEXE 18
Bases de données texturales

"Mean" pour différentes fenêtres de texture



Variable factor map (PCA)

"Dissimilarity" pour différentes fenêtres de texture



II-Analyse par taille de fenêtre

3x3 pixels

ANNEXE 18

Bases de données texturales

Basic Stats

	Min	Max	Mean	Stdev	Num	Eigenvalue
mean	0	63	16,605172	2,500899	1	2604,8432
variance	0	477,061707	0,340566	1,454375	2	8,410759
homogeneity	0	1	0,83479	0,172005	3	5,936409
contrast	0	747	0,586223	2,594348	4	0,862362
dissimilarity	0	25,222225	0,365335	0,471937	5	0,429877
entropy	0	2,197225	0,764076	0,609439	6	0,043554
second moment	0	1	0,584644	0,299841	7	0,003307
correlation	-10695,88	2,8125	-4,364516	51,036421	8	0,000814

Covariance

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
mean	6,254495	-0,497839	0,163391	-0,687522	-0,379258	-0,544538	0,241347	9,949108
variance	-0,497839	2,115207	-0,093009	2,712496	0,376538	0,284768	-0,1145	-6,898414
homogeneity	0,163391	-0,093009	0,029586	-0,179308	-0,07541	-0,089082	0,042184	1,55687
contrast	-0,687522	2,712496	-0,179308	6,730644	0,80871	0,446773	-0,185473	-10,98921
dissimilarity	-0,379258	0,376538	-0,07541	0,80871	0,222724	0,217573	-0,09832	-4,371304
entropy	-0,544538	0,284768	-0,089082	0,446773	0,217573	0,371416	-0,177958	-6,04229
second moment	0,241347	-0,1145	0,042184	-0,185473	-0,09832	-0,177958	0,089905	2,047445
correlation	9,949108	-6,898414	1,55687	-10,98921	-4,371304	-6,04229	2,047445	2604,716

Correlation

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
mean	1	-0,136872	0,37983	-0,105965	-0,321333	-0,357275	0,321851	0,077949
variance	-0,136872	1	-0,3718	0,718893	0,548591	0,321281	-0,262566	-0,092938
homogeneity	0,37983	-0,3718	1	-0,401819	-0,928975	-0,8498	0,817924	0,17735
contrast	-0,105965	0,718893	-0,401819	1	0,660512	0,282571	-0,23843	-0,082996
dissimilarity	-0,321333	0,548591	-0,928975	0,660512	1	0,756469	-0,694814	-0,181488
entropy	-0,357275	0,321281	-0,8498	0,282571	0,756469	1	-0,973859	-0,194263
second moment	0,321851	-0,262566	0,817924	-0,23843	-0,694814	-0,973859	1	0,133795
correlation	0,077949	-0,092938	0,17735	-0,082996	-0,181488	-0,194263	0,133795	1

Eigenvector

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
mean	0,003831	-0,002656	0,000598	-0,004234	-0,001681	-0,002322	0,000787	0,999976
variance	-0,372831	0,39099	-0,030255	0,827712	0,116541	0,084578	-0,036406	0,006411
homogeneity	0,921534	0,133169	0,013023	0,359652	-0,00275	-0,053639	0,025163	-0,001811
contrast	-0,041953	-0,898689	0,01485	0,420661	-0,011884	-0,106524	0,043961	-0,000756
dissimilarity	-0,099668	0,147026	0,18842	0,046748	-0,404115	-0,783116	0,392657	-0,001949
entropy	0,007221	0,004646	-0,283032	-0,07769	0,839006	-0,371003	0,268718	0,000162
second moment	0,001711	-0,010258	0,339578	-0,000979	0,056205	0,460669	0,818048	0,000279
correlation	0,00276	-0,000615	-0,876226	0,01866	-0,340394	0,124446	0,317044	0,000058

7x7 pixels**ANNEXE 18***Bases de données texturales*

Basic Stats

	Min	Max	Mean	Stdev	Num	Eigenvalue
mean	0	62,918365	16,590302	2,424432	1	13,441287
variance	0	586,120789	0,956686	3,151621	2	5,515444
homogeneity	0	1	0,834244	0,135299	3	2,112917
contrast	0	348,653107	0,589511	1,84572	4	0,858096
dissimilarity	0	16,12245	0,365231	0,365564	5	0,420175
entropy	0	3,891819	1,324707	0,796077	6	0,019006
second moment	0	1	0,421256	0,269708	7	0,005604
correlation	-258,6758	69,473366	0,05744	1,515832	8	0,000911

Covariance

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
mean	5,877869	-1,564736	0,156971	-0,739356	-0,342163	-0,82101	0,235774	0,427199
variance	-1,564736	9,932716	-0,19453	4,80564	0,733206	1,073803	-0,256064	-1,467716
homogeneity	0,156971	-0,19453	0,018306	-0,11113	-0,045543	-0,096803	0,0294	0,099081
contrast	-0,739356	4,80564	-0,11113	3,406684	0,459784	0,545624	-0,134888	-0,880163
dissimilarity	-0,342163	0,733206	-0,045543	0,459784	0,133637	0,247684	-0,069064	-0,29502
entropy	-0,82101	1,073803	-0,096803	0,545624	0,247684	0,633739	-0,19909	-0,573771
second moment	0,235774	-0,256064	0,0294	-0,134888	-0,069064	-0,19909	0,072742	0,154876
correlation	0,427199	-1,467716	0,099081	-0,880163	-0,29502	-0,573771	0,154876	2,297748

Correlation

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
mean	1	0,721358	0,58334	0,507025	0,42999	0,396987	0,308874	0,281322
variance	0,721358	1	0,850483	0,730767	0,642563	0,601532	0,457907	0,424558
homogeneity	0,58334	0,850483	1	0,891351	0,791928	0,746715	0,579759	0,540885
contrast	0,507025	0,730767	0,891351	1	0,914359	0,870951	0,692515	0,647466
dissimilarity	0,42999	0,642563	0,791928	0,914359	1	0,961114	0,795072	0,746358
entropy	0,396987	0,601532	0,746715	0,870951	0,961114	1	0,839634	0,792548
second moment	0,308874	0,457907	0,579759	0,692515	0,795072	0,839634	1	0,953162
correlation	0,281322	0,424558	0,540885	0,647466	0,746358	0,792548	0,953162	1

Eigenvector

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
mean	-0,651017	-0,450916	-0,345104	-0,277678	-0,226746	-0,206037	-0,141083	-0,124528
variance	-0,651292	-0,005016	0,200054	0,268802	0,297179	0,299503	0,25876	0,241517
homogeneity	-0,36643	0,569259	0,405046	0,137827	-0,039051	-0,105286	-0,275845	-0,281323
contrast	0,126774	-0,579093	0,176055	0,430101	0,327355	0,234353	-0,170547	-0,246118
dissimilarity	0,036036	-0,346703	0,629659	0,12642	-0,319796	-0,375405	-0,045972	0,104169
entropy	0,012751	-0,114315	0,418429	-0,43387	-0,205433	0,021113	0,348258	0,069871
second moment	0,000222	-0,000389	-0,016223	0,104268	-0,430989	0,277812	-0,250268	-0,535161
correlation	-0,000801	-0,003214	0,014723	-0,111051	0,547572	-0,627396	0,050091	-0,388379

11x11 pixels**ANNEXE 18****Bases de données texturales****Basic Stats**

	Min	Max	Mean	Stdev	Num	Eigenvalue
mean	0	58,760334	16,576239	2,377487	1	16,889034
variance	0	529,79303	1,407913	3,783043	2	5,8366
homogeneity	0	1	0,833707	0,122455	3	5,160517
contrast	0	208,644653	0,587436	1,48556	4	0,593451
dissimilarity	0	10,471073	0,364839	0,319871	5	0,469873
entropy	0	4,73851	1,584264	0,840226	6	0,01411
second moment	0	1	0,358523	0,236102	7	0,00536
correlation	-50,835266	413,472687	0,517411	2,433138	8	0,001002

Covariance

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
mean	5,652446	-2,179177	0,151253	-0,69109	-0,301498	-0,861248	0,212527	0,044275
variance	-2,179177	14,311418	-0,222617	4,714517	0,791802	1,545988	-0,303234	-1,363704
homogeneity	0,151253	-0,222617	0,014995	-0,085276	-0,035284	-0,090744	0,022989	0,082178
contrast	-0,69109	4,714517	-0,085276	2,206888	0,33052	0,530329	-0,105664	-0,52852
dissimilarity	-0,301498	0,791802	-0,035284	0,33052	0,102317	0,23767	-0,053702	-0,213891
entropy	-0,861248	1,545988	-0,090744	0,530329	0,23767	0,70598	-0,179502	-0,637766
second moment	0,212527	-0,303234	0,022989	-0,105664	-0,053702	-0,179502	0,055744	0,181214
correlation	0,044275	-1,363704	0,082178	-0,52852	-0,213891	-0,637766	0,181214	5,920159

Correlation

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
mean	1	-0,242289	0,519528	-0,195671	-0,396453	-0,431135	0,378614	0,007654
variance	-0,242289	1	-0,480551	0,838891	0,654336	0,486372	-0,339498	-0,148154
homogeneity	0,519528	-0,480551	1	-0,468767	-0,900792	-0,881953	0,795138	0,27581
contrast	-0,195671	0,838891	-0,468767	1	0,695556	0,424873	-0,301257	-0,146219
dissimilarity	-0,396453	0,654336	-0,900792	0,695556	1	0,884309	-0,711081	-0,274821
entropy	-0,431135	0,486372	-0,881953	0,424873	0,884309	1	-0,904841	-0,31196
second moment	0,378614	-0,339498	0,795138	-0,301257	-0,711081	-0,904841	1	0,315446
correlation	0,007654	-0,148154	0,27581	-0,146219	-0,274821	-0,31196	0,315446	1

Eigenvector

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
mean	-0,206739	0,907815	-0,016839	0,311837	0,056152	0,114529	-0,023819	-0,136998
variance	0,351254	-0,064032	-0,00219	-0,007372	0,008788	0,037914	-0,014112	-0,933138
homogeneity	-0,902279	-0,24182	-0,022264	-0,089845	0,030026	0,128664	-0,037506	-0,316205
contrast	0,008447	-0,334349	-0,026384	0,928226	0,122082	0,09769	-0,028223	0,024397
dissimilarity	-0,140084	0,03728	0,09966	0,15419	-0,238564	-0,904306	0,246386	-0,099457
entropy	0,003092	0,000593	-0,18269	-0,073578	0,706226	-0,034081	0,679173	-0,002871
second moment	-0,004677	-0,010325	0,50525	0,052451	-0,457512	0,358946	0,635358	-0,001985
correlation	-0,0068	0,003049	0,836621	-0,032972	0,464736	-0,107584	-0,267149	-0,000425

15x15 pixels**ANNEXE 18***Bases de données texturales*

Basic Stats

	Min	Max	Mean	Stdev	Num	Eigenvalue
mean	0	50,933334	16,563222	2,348285	1	19,40436
variance	0	519,417725	1,754068	4,028582	2	14,423479
homogeneity	0	1	0,833165	0,115821	3	5,020483
contrast	0	145,986679	0,584216	1,258629	4	0,497104
dissimilarity	0	7,520001	0,364403	0,29237	5	0,428226
entropy	0	5,234282	1,748929	0,850935	6	0,011115
second moment	0	1	0,320778	0,211708	7	0,005187
correlation	-22,471508	1418,80591	1,064577	3,949059	8	0,000982

Covariance

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
mean	5,514444	-2,461186	0,148124	-0,623065	-0,266078	-0,830977	0,192289	-0,126475
variance	-2,461186	16,229475	-0,227011	4,234945	0,776439	1,801469	-0,316227	-2,036491
homogeneity	0,148124	-0,227011	0,013415	-0,071062	-0,029605	-0,083578	0,01923	0,105287
contrast	-0,623065	4,234945	-0,071062	1,584147	0,26222	0,501495	-0,088043	-0,589258
dissimilarity	-0,266078	0,776439	-0,029605	0,26222	0,08548	0,223805	-0,044494	-0,259814
entropy	-0,830977	1,801469	-0,083578	0,501495	0,223805	0,724091	-0,160958	-0,901783
second moment	0,192289	-0,316227	0,01923	-0,088043	-0,044494	-0,160958	0,04482	0,227682
correlation	-0,126475	-2,036491	0,105287	-0,589258	-0,259814	-0,901783	0,227682	15,595066

Correlation

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
mean	1	-0,26016	0,54461	-0,210807	-0,387548	-0,415855	0,386782	-0,013638
variance	-0,26016	1	-0,486527	0,835214	0,659207	0,525506	-0,370775	-0,128008
homogeneity	0,54461	-0,486527	1	-0,487472	-0,874274	-0,848021	0,784234	0,230194
contrast	-0,210807	0,835214	-0,487472	1	0,712583	0,468244	-0,330417	-0,118553
dissimilarity	-0,387548	0,659207	-0,874274	0,712583	1	0,899579	-0,718831	-0,225027
entropy	-0,415855	0,525506	-0,848021	0,468244	0,899579	1	-0,893468	-0,268356
second moment	0,386782	-0,370775	0,784234	-0,330417	-0,718831	-0,893468	1	0,272332
correlation	-0,013638	-0,128008	0,230194	-0,118553	-0,225027	-0,268356	0,272332	1

Eigenvector

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
mean	-0,157996	0,814669	-0,01484	0,219675	0,046002	0,116282	-0,022804	-0,496705
variance	0,150572	-0,462239	0,003237	-0,12107	-0,014644	-0,017653	-0,000531	-0,865141
homogeneity	-0,967045	-0,215497	-0,020837	-0,064567	0,022245	0,101556	-0,028233	-0,046643
contrast	-0,101375	0,227132	0,08233	-0,548585	-0,25103	-0,732092	0,17205	-0,042839
dissimilarity	-0,082305	-0,156517	0,039338	0,787721	-0,059207	-0,568686	0,137725	-0,028265
entropy	0,000328	0,001775	-0,126607	-0,075724	0,635639	0,003253	0,757747	-0,002058
second moment	0,009085	0,010171	-0,624889	-0,062792	0,488764	-0,311036	-0,519375	0,000988
correlation	0,00743	-0,004099	-0,764522	0,042302	-0,5364	0,14049	0,325855	0,000715

19x19 pixels**ANNEXE 18***Bases de données texturales*

Basic Stats

	Min	Max	Mean	Stdev	Num	Eigenvalue
mean	0	43,986145	16,5513	2,330304	1	29,075823
variance	0	506,486755	2,028414	4,126574	2	17,572072
homogeneity	0	1	0,832614	0,111954	3	4,915517
contrast	0	93,673126	0,580846	1,104254	4	0,471016
dissimilarity	0	5,606647	0,363974	0,273405	5	0,348776
entropy	0	5,399822	1,86789	0,847901	6	0,009187
second moment	0	1	0,29425	0,193022	7	0,005172
correlation	-9,570072	910,034912	1,83057	5,279838	8	0,000903

Covariance

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
mean	5,430318	-2,529632	0,147342	-0,555296	-0,236186	-0,774056	0,175507	-0,295577
variance	-2,529632	17,028609	-0,222232	3,771792	0,742454	1,930889	-0,313907	-3,300568
homogeneity	0,147342	-0,222232	0,012534	-0,061912	-0,025825	-0,076586	0,016687	0,149003
contrast	-0,555296	3,771792	-0,061912	1,219377	0,220637	0,472973	-0,0761	-0,793726
dissimilarity	-0,236186	0,742454	-0,025825	0,220637	0,07475	0,210307	-0,03817	-0,358973
entropy	-0,774056	1,930889	-0,076586	0,472973	0,210307	0,718936	-0,145008	-1,333054
second moment	0,175507	-0,313907	0,016687	-0,0761	-0,03817	-0,145008	0,037257	0,298072
correlation	-0,295577	-3,300568	0,149003	-0,793726	-0,358973	-1,333054	0,298072	27,876686

Correlation

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
mean	1	-0,26306	0,564778	-0,215796	-0,370711	-0,391755	0,39019	-0,024024
variance	-0,26306	1	-0,481039	0,827731	0,658072	0,551852	-0,3941	-0,151488
homogeneity	0,564778	-0,481039	1	-0,500803	-0,843714	-0,806798	0,772206	0,252078
contrast	-0,215796	0,827731	-0,500803	1	0,730807	0,505153	-0,357034	-0,136139
dissimilarity	-0,370711	0,658072	-0,843714	0,730807	1	0,907197	-0,723292	-0,248677
entropy	-0,391755	0,551852	-0,806798	0,505153	0,907197	1	-0,886014	-0,297771
second moment	0,39019	-0,3941	0,772206	-0,357034	-0,723292	-0,886014	1	0,292479
correlation	-0,024024	-0,151488	0,252078	-0,136139	-0,248677	-0,297771	0,292479	1

Eigenvector

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
mean	-0,024334	0,29924	-0,007626	0,069388	0,02064	0,067036	-0,013667	-0,948622
variance	0,211086	-0,898187	0,011692	-0,202581	-0,038311	-0,094316	0,014653	-0,311367
homogeneity	-0,969883	-0,213887	-0,021583	-0,050692	0,019301	0,089409	-0,025606	-0,039018
contrast	0,10626	-0,178473	-0,080418	0,389183	0,252273	0,838393	-0,176025	0,03736
dissimilarity	-0,051515	-0,161179	0,013513	0,886639	0,005891	-0,418819	0,09679	-0,015639
entropy	-0,002265	0,002613	-0,066857	-0,079154	0,586268	0,023452	0,803113	-0,001528
second moment	-0,013096	-0,010315	0,702593	0,07238	-0,498894	0,271992	0,421865	-0,000983
correlation	-0,00753	0,004856	0,703266	-0,049805	0,584339	-0,160545	-0,368278	-0,000897

21x21 pixels**ANNEXE 18***Bases de données texturales*

Basic Stats

	Min	Max	Mean	Stdev	Num	Eigenvalue
mean	0	35,452679	16,528655	2,320736	1	94,42588
variance	0	456,623138	2,433932	4,136823	2	17,627677
homogeneity	0	1	0,831498	0,1084	3	4,903214
contrast	0	48,19754	0,57544	0,914257	4	0,435399
dissimilarity	0	3,980803	0,363211	0,248486	5	0,252034
entropy	0	5,479106	2,03373	0,82558	6	0,006805
second moment	0	1	0,258303	0,165692	7	0,005198
correlation	-3,715457	2368,44898	4,103259	9,671578	8	0,000738

Covariance

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
mean	5,385816	-2,356414	0,151017	-0,450754	-0,190216	-0,636045	0,149651	-0,737346
variance	-2,356414	17,113306	-0,203198	3,07177	0,668337	1,990905	-0,290288	-7,596646
homogeneity	0,151017	-0,203198	0,011751	-0,050577	-0,020922	-0,064042	0,013405	0,292653
contrast	-0,450754	3,07177	-0,050577	0,835865	0,173717	0,424233	-0,060337	-1,48338
dissimilarity	-0,190216	0,668337	-0,020922	0,173717	0,061745	0,187201	-0,02983	-0,682958
entropy	-0,636045	1,990905	-0,064042	0,424233	0,187201	0,681582	-0,119451	-2,742441
second moment	0,149651	-0,290288	0,013405	-0,060337	-0,02983	-0,119451	0,027454	0,543131
correlation	-0,737346	-7,596646	0,292653	-1,48338	-0,682958	-2,742441	0,543131	93,539427

Correlation

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
mean	1	-0,245448	0,600304	-0,212445	-0,329854	-0,331973	0,389181	-0,032851
variance	-0,245448	1	-0,45313	0,812183	0,650171	0,582941	-0,423507	-0,189871
homogeneity	0,600304	-0,45313	1	-0,51034	-0,776744	-0,715608	0,746345	0,279144
contrast	-0,212445	0,812183	-0,51034	1	0,764667	0,562053	-0,3983	-0,167759
dissimilarity	-0,329854	0,650171	-0,776744	0,764667	1	0,912534	-0,724511	-0,284181
entropy	-0,331973	0,582941	-0,715608	0,562053	0,912534	1	-0,873232	-0,343464
second moment	0,389181	-0,423507	0,746345	-0,3983	-0,724511	-0,873232	1	0,338926
correlation	-0,032851	-0,189871	0,279144	-0,167759	-0,284181	-0,343464	0,338926	1

Eigenvector

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
mean	-0,005255	-0,099208	0,003321	-0,019153	-0,007988	-0,031272	0,006072	0,994321
variance	-0,202159	0,951469	-0,011977	0,173761	0,037371	0,107937	-0,015695	0,101041
homogeneity	0,974811	0,207157	0,023555	0,031787	-0,014645	-0,063263	0,021583	0,024116
contrast	-0,086494	0,161778	0,067713	-0,367224	-0,245591	-0,862111	0,151291	-0,021627
dissimilarity	0,029909	0,124966	0,004553	-0,902384	-0,036835	0,400147	-0,087357	0,008052
entropy	0,009697	-0,002055	-0,146623	0,072557	-0,455362	-0,067209	-0,872505	0,00129
second moment	0,018107	0,011216	-0,762614	-0,102448	0,579318	-0,210215	-0,166341	0,000847
correlation	-0,007053	0,005713	0,625784	-0,059316	0,627447	-0,176941	-0,424023	-0,000635

31x31 pixels**ANNEXE 18***Bases de données texturales*

Basic Stats

	Min	Max	Mean	Stdev	Num	Eigenvalue
mean	0	34,302811	16,517413	2,326011	1	168,48711
variance	0	406,65683	2,588425	4,10917	2	17,296467
homogeneity	0	1	0,830939	0,107839	3	4,961202
contrast	0	38,279907	0,573351	0,851925	4	0,425485
dissimilarity	0	3,575443	0,362868	0,239743	5	0,219753
entropy	0	5,610524	2,094851	0,811722	6	0,006162
second moment	0	1	0,24538	0,155287	7	0,005042
correlation	-3,01717	900,729004	5,585792	12,947139	8	0,000672

Covariance

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
mean	5,410327	-2,218671	0,154748	-0,410936	-0,172283	-0,566017	0,139774	-1,015878
variance	-2,218671	16,885279	-0,192304	2,823872	0,634753	1,969148	-0,274967	-10,53393
homogeneity	0,154748	-0,192304	0,011629	-0,046736	-0,019196	-0,058541	0,012286	0,386514
contrast	-0,410936	2,823872	-0,046736	0,725776	0,159251	0,404296	-0,054863	-1,927613
dissimilarity	-0,172283	0,634753	-0,019196	0,159251	0,057477	0,177696	-0,026913	-0,890176
entropy	-0,566017	1,969148	-0,058541	0,404296	0,177696	0,658893	-0,109202	-3,66097
second moment	0,139774	-0,274967	0,012286	-0,054863	-0,026913	-0,109202	0,024114	0,702699
correlation	-1,015878	-10,533925	0,386514	-1,927613	-0,890176	-3,66097	0,702699	167,6284

Correlation

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
mean	1	-0,232128	0,616929	-0,207377	-0,308946	-0,299785	0,386973	-0,033733
variance	-0,232128	1	-0,433969	0,806658	0,644324	0,59036	-0,430914	-0,197999
homogeneity	0,616929	-0,433969	1	-0,508712	-0,742487	-0,668767	0,733642	0,276831
contrast	-0,207377	0,806658	-0,508712	1	0,779713	0,584643	-0,414707	-0,174761
dissimilarity	-0,308946	0,644324	-0,742487	0,779713	1	0,91311	-0,722911	-0,286784
entropy	-0,299785	0,59036	-0,668767	0,584643	0,91311	1	-0,866343	-0,348349
second moment	0,386973	-0,430914	0,733642	-0,414707	-0,722911	-0,866343	1	0,34951
correlation	-0,033733	-0,197999	0,276831	-0,174761	-0,286784	-0,348349	0,34951	1

Eigenvector

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
mean	-0,00514	-0,069777	0,002375	-0,012682	-0,005565	-0,022594	0,004289	0,997185
variance	-0,196406	0,957264	-0,011685	0,162853	0,036217	0,108884	-0,015218	0,070805
homogeneity	0,977053	0,201637	0,024584	0,025557	-0,012724	-0,050628	0,019975	0,018108
contrast	-0,075445	0,158929	0,062811	-0,367176	-0,243496	-0,866435	0,14156	-0,015686
dissimilarity	0,02192	0,112629	0,011958	-0,903175	-0,047625	0,401622	-0,085826	0,005683
entropy	0,016736	0,000667	-0,381896	0,043443	-0,278985	-0,111641	-0,872748	0,001262
second moment	-0,016404	-0,011807	0,699618	0,127705	-0,674051	0,167962	-0,106122	-0,000452
correlation	-0,006598	0,005969	0,59988	-0,062657	0,636207	-0,179959	-0,446088	-0,00045

35x35 pixels**ANNEXE 18****Bases de données texturales****Basic Stats**

	Min	Max	Mean	Stdev	Num	Eigenvalue
mean	0	32,784492	16,507097	2,333477	1	288,00556
variance	0	352,486389	2,717265	4,061268	2	16,805417
homogeneity	0	1	0,83037	0,107793	3	5,044378
contrast	0	41,804085	0,570911	0,798604	4	0,417277
dissimilarity	0	3,339594	0,362529	0,232576	5	0,192737
entropy	0	5,650147	2,146463	0,79774	6	0,005869
second moment	0	1	0,234592	0,146359	7	0,004658
correlation	-2,584715	1462,93506	7,287959	16,946274	8	0,000618

Covariance

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
mean	5,445113	-2,033968	0,159521	-0,368355	-0,156589	-0,499487	0,131972	-1,349947
variance	-2,033968	16,4939	-0,181921	2,593462	0,603865	1,935962	-0,260973	-13,91514
homogeneity	0,159521	-0,181921	0,011619	-0,043693	-0,017769	-0,053505	0,011385	0,492371
contrast	-0,368355	2,593462	-0,043693	0,637768	0,147964	0,387854	-0,050728	-2,420507
dissimilarity	-0,156589	0,603865	-0,017769	0,147964	0,054091	0,169453	-0,024542	-1,119695
entropy	-0,499487	1,935962	-0,053505	0,387854	0,169453	0,636388	-0,100274	-4,68688
second moment	0,131972	-0,260973	0,011385	-0,050728	-0,024542	-0,100274	0,021421	0,878044
correlation	-1,349947	-13,915141	0,492371	-2,420507	-1,119695	-4,68688	0,878044	287,1762

Correlation

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
mean	1	-0,214624	0,634193	-0,197666	-0,288532	-0,268324	0,386419	-0,034138
variance	-0,214624	1	-0,415556	0,799626	0,639314	0,59755	-0,43905	-0,202186
homogeneity	0,634193	-0,415556	1	-0,507557	-0,708765	-0,622218	0,721634	0,269542
contrast	-0,197666	0,799626	-0,507557	1	0,796639	0,608802	-0,43401	-0,178855
dissimilarity	-0,288532	0,639314	-0,708765	0,796639	1	0,91332	-0,720982	-0,284093
entropy	-0,268324	0,59755	-0,622218	0,608802	0,91332	1	-0,858831	-0,346696
second moment	0,386419	-0,43905	0,721634	-0,43401	-0,720982	-0,858831	1	0,354015
correlation	-0,034138	-0,202186	0,269542	-0,178855	-0,284093	-0,346696	0,354015	1

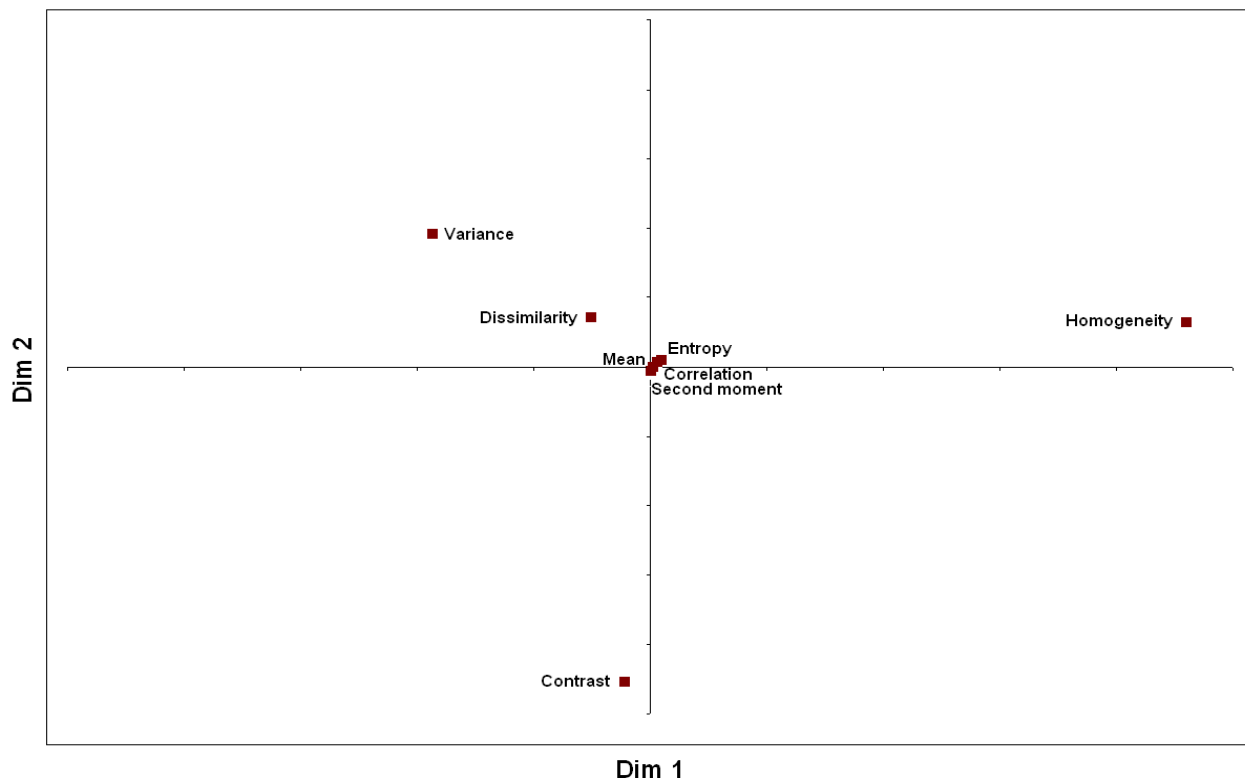
Eigenvector

	Band 1	Band 2	Band 3	Band 4	Band 5	Band 6	Band 7	Band 8
mean	-0,004355	-0,051357	0,001742	-0,008893	-0,004003	-0,016639	0,003097	0,998478
variance	-0,188955	0,961364	-0,011482	0,15377	0,03545	0,110051	-0,014894	0,052035
homogeneity	0,97931	0,194011	0,025686	0,020503	-0,01123	-0,039613	0,018729	0,013625
contrast	-0,065226	0,158988	0,058378	-0,378537	-0,241913	-0,864629	0,132426	-0,011369
dissimilarity	0,016162	0,100203	0,019262	-0,898533	-0,055248	0,414099	-0,086125	0,004134
entropy	0,023175	0,003737	-0,592344	0,003408	-0,078501	-0,141429	-0,788923	0,001132
second moment	-0,011802	-0,011473	0,556411	0,144652	-0,721404	0,118646	-0,367031	-0,0001
correlation	-0,006091	0,006099	0,578759	-0,065326	0,640657	-0,181391	-0,46621	-0,000313

Variable factor map (PCA)

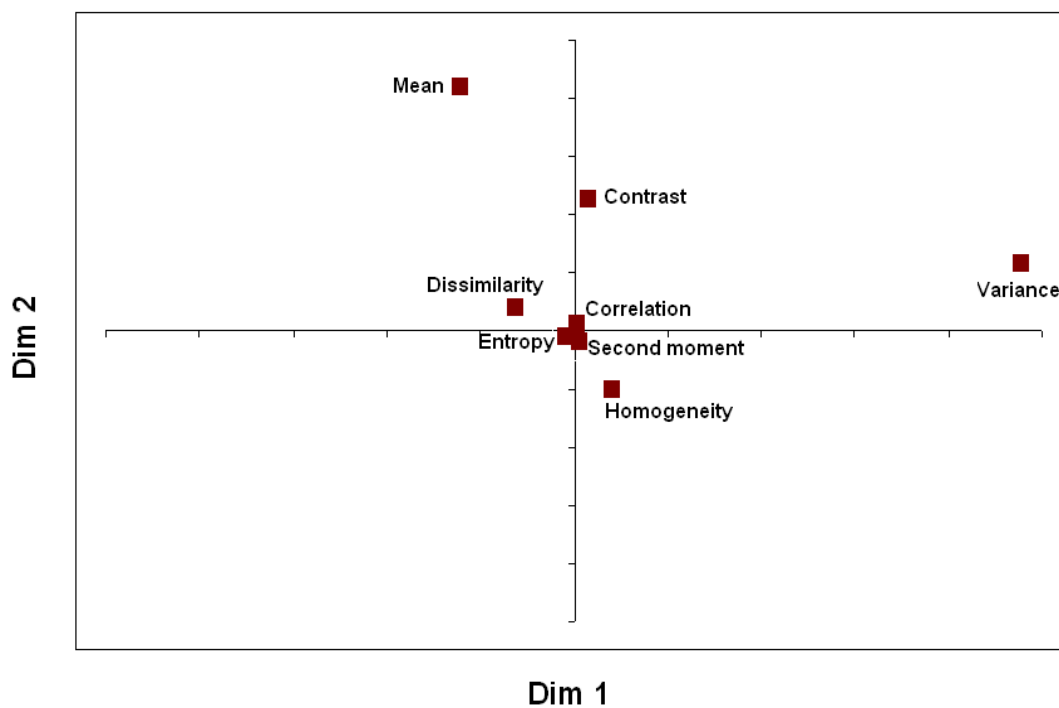
Fenêtre de texture de 3x3 pixels

ANNEXE 18
analyses texturales -
graphiques



Variable factor map (PCA)

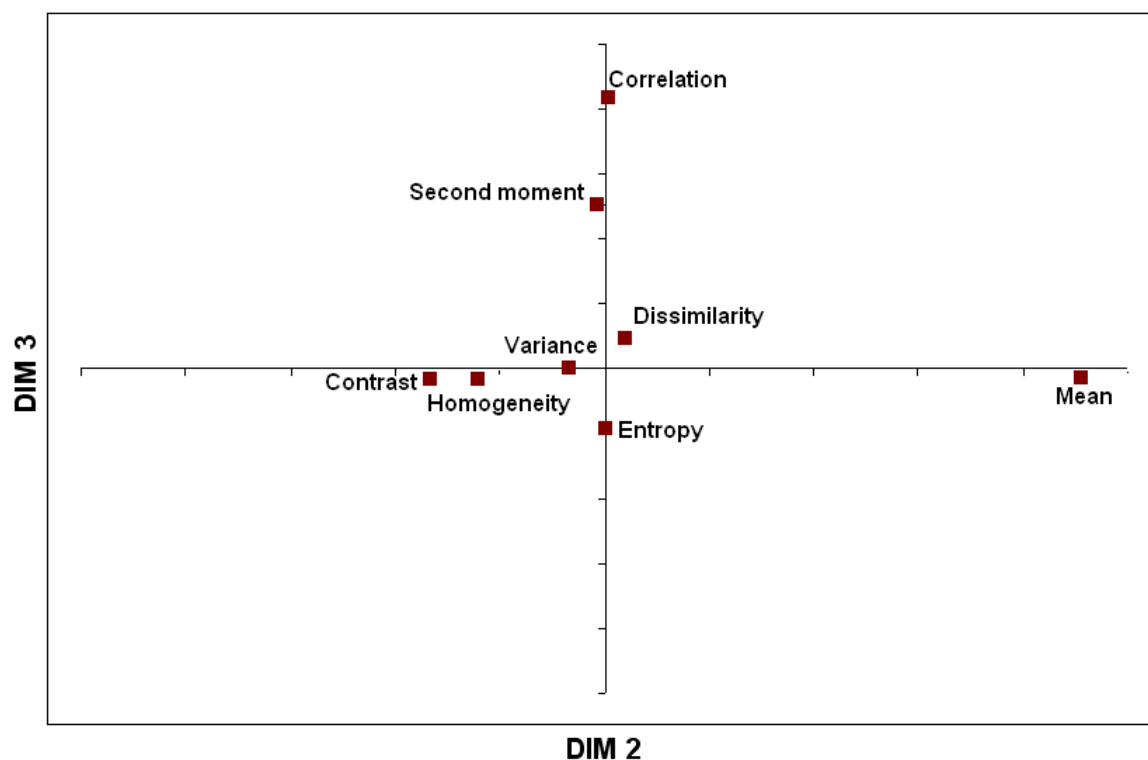
Fenêtre de texture de 7x7 pixels



Variable factor map (PCA)

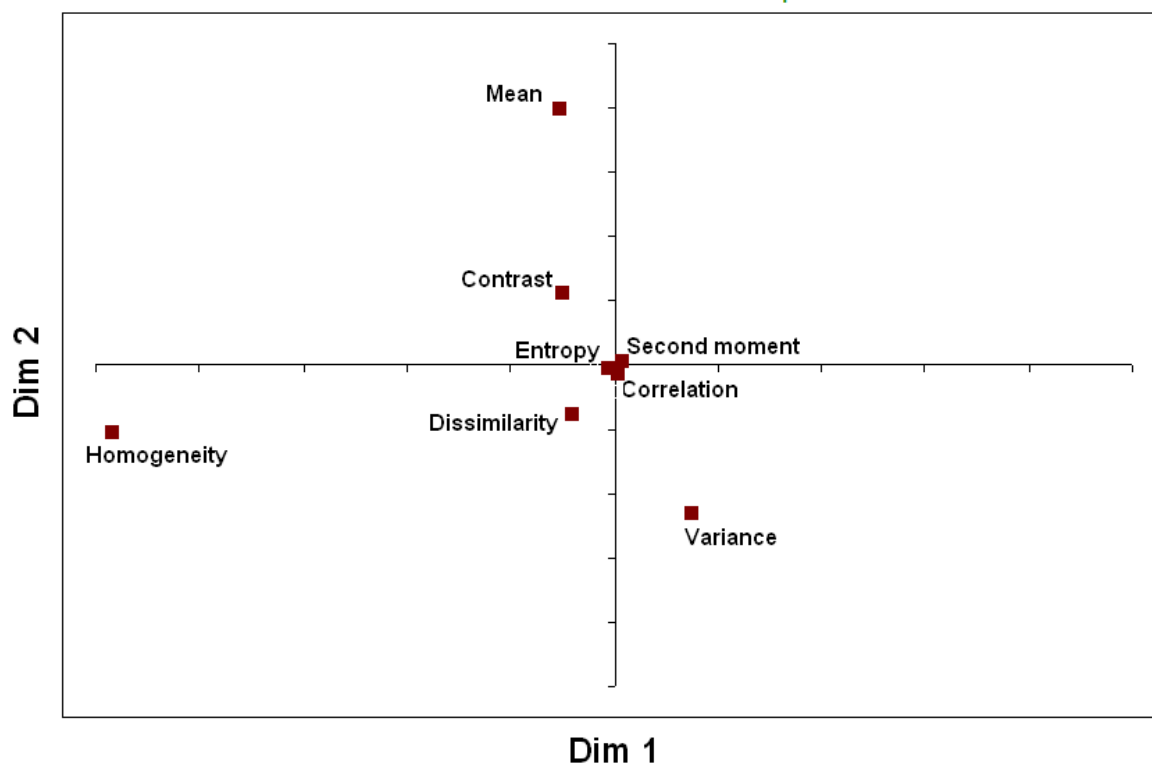
Fenêtre de texture de 11x11 pixels

ANNEXE 18
analyses texturales -
graphiques



Variable factor map (PCA)

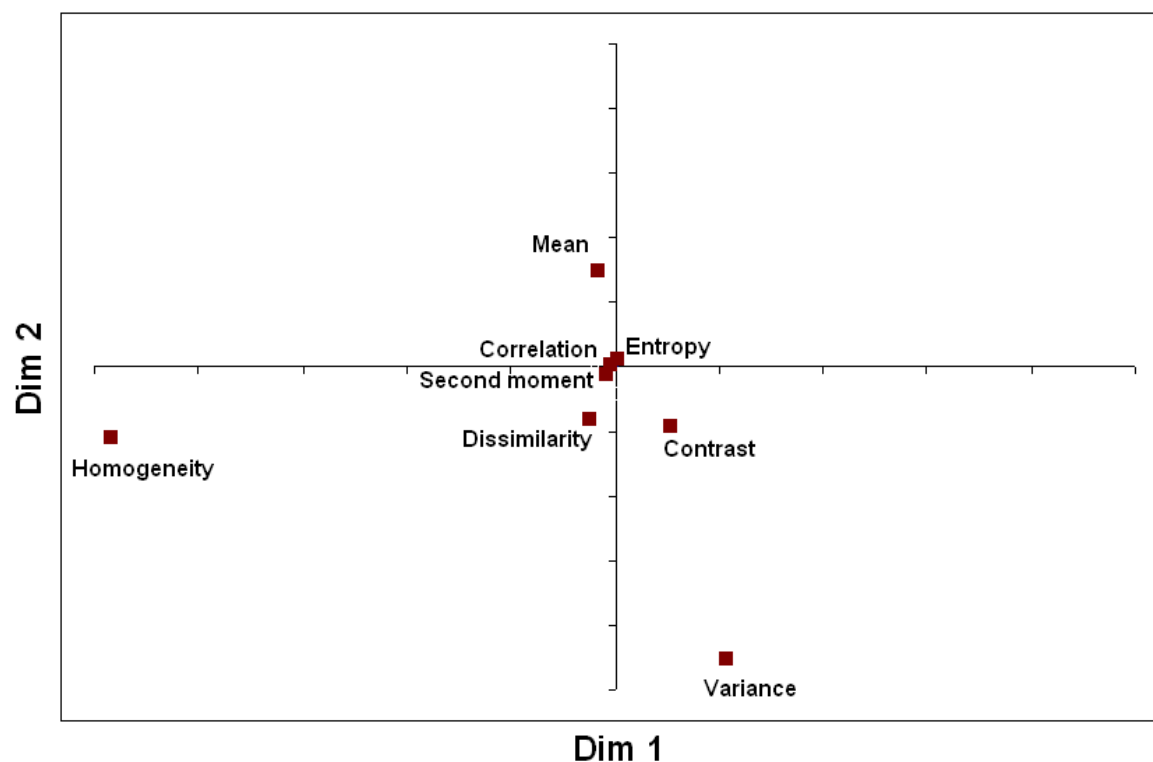
Fenêtre de texture de 15x15 pixels



Variable factor map (PCA)

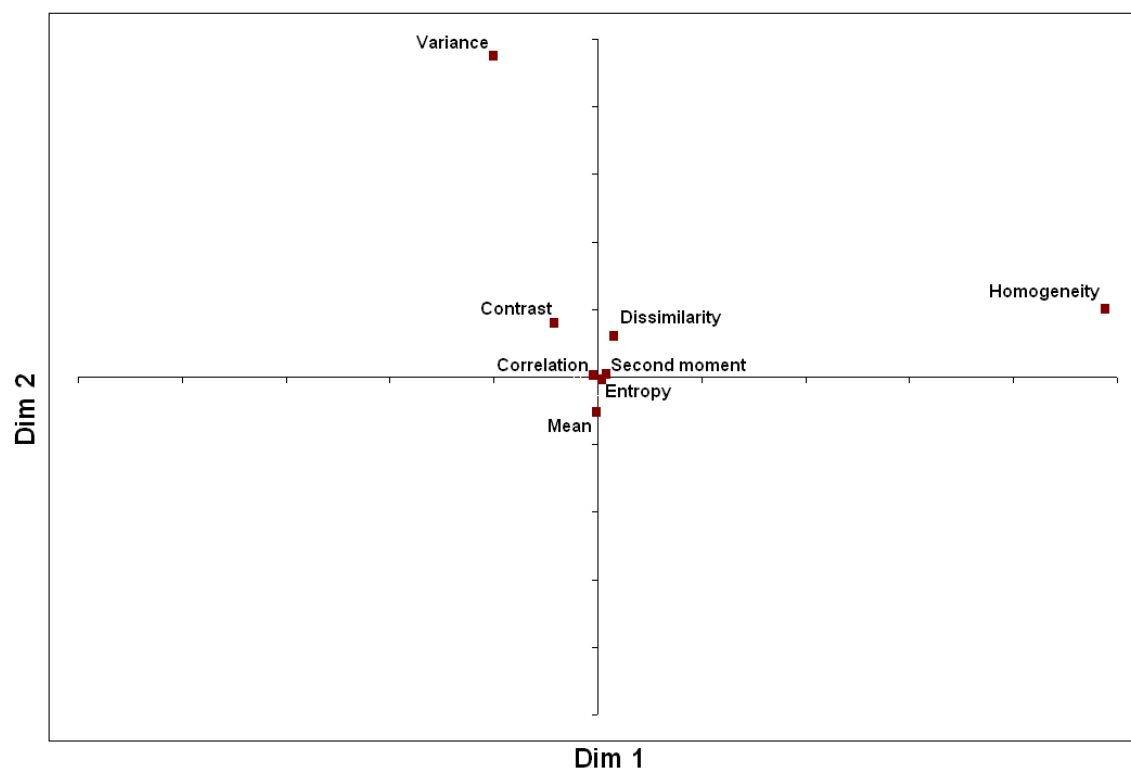
Fenêtre de texture de 19x19 pixels

ANNEXE 18
analyses texturales -
graphiques



Variable factor map (PCA)

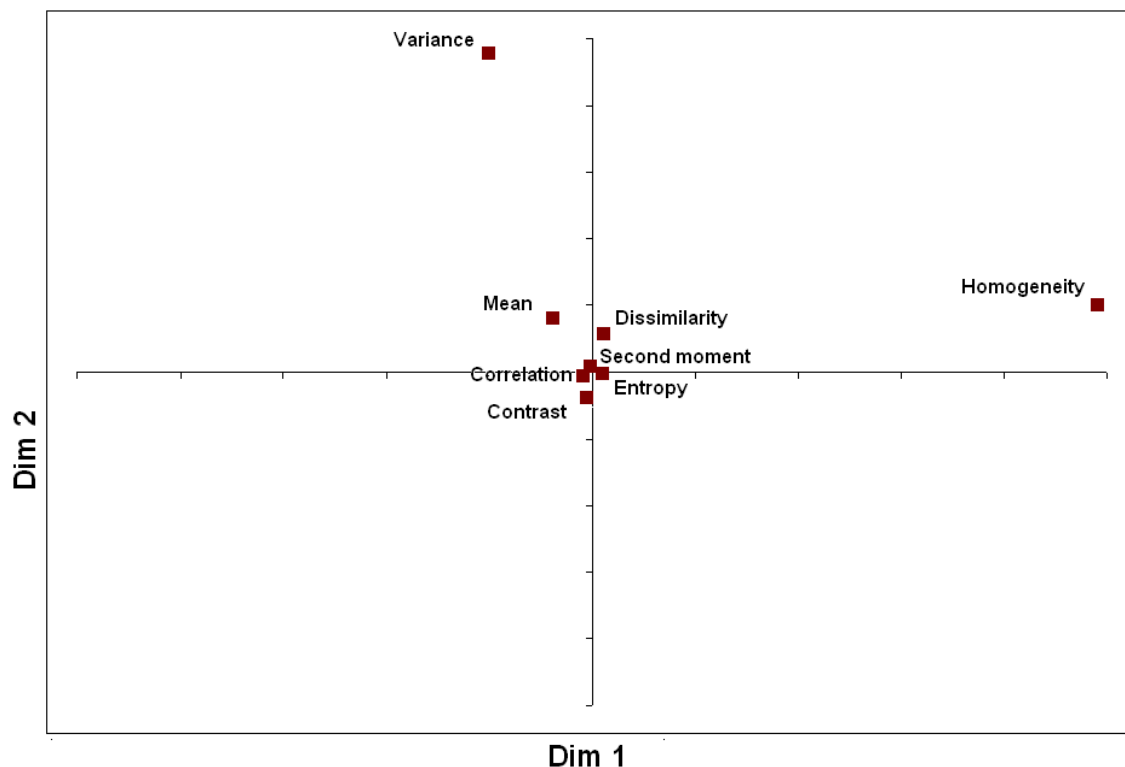
Fenêtre de texture de 21x21 pixels



Variable factor map (PCA)

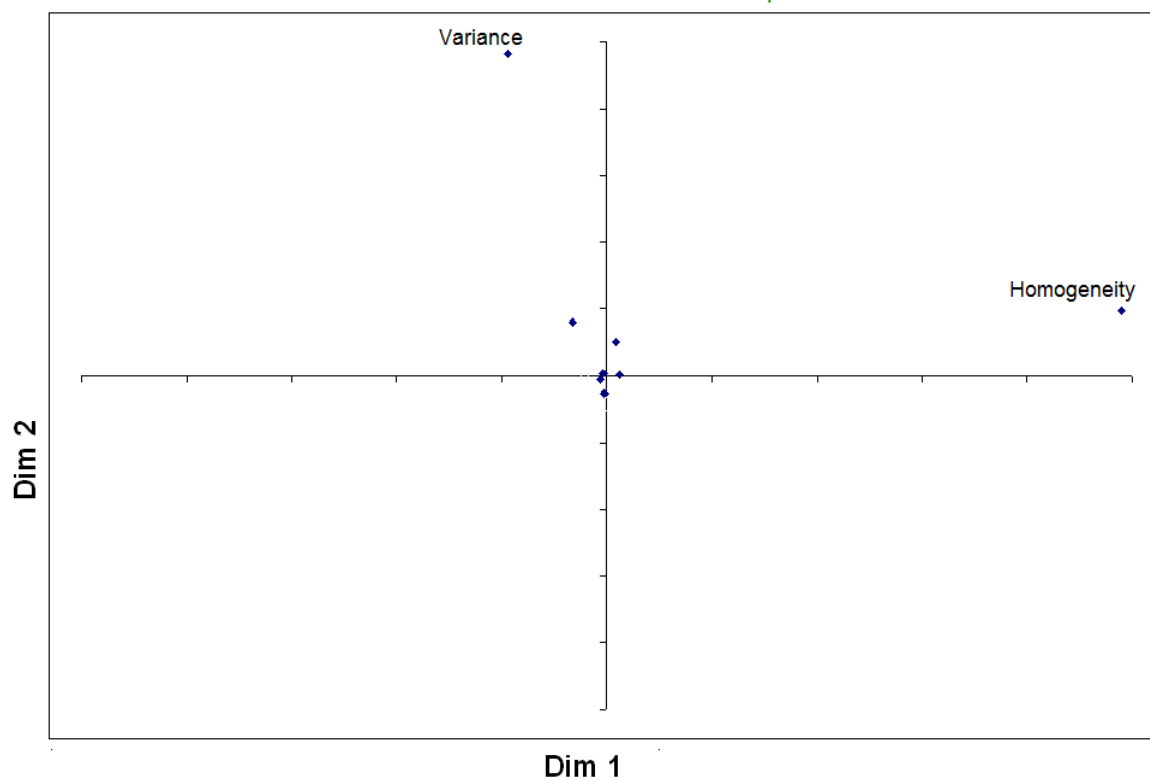
Fenêtre de texture de 31x31 pixels

ANNEXE 18
analyses texturales -
graphiques



Variable factor map (PCA)

Fenêtre de texture de 35x35 pixels



_ANNEXE [19] _

Scripts utilisés sous R

ACP sur l'occupation du sol et les espèces végétales

```
source("http://factominer.free.fr/install-facto-fr.r")
```

##DEFINITION DU DOMAINE DE TRAVAIL

```
Dossier_Donnees = "D:/Mes documents/03_PARTIE I_traitement et classification/CLASSIFICATION/profiles  
spectraux/deuxieme_16bit/BD"
```

```
setwd(Dossier_Donnees)
```

```
windows.options(record=TRUE)
```

```
###options de lecture des données
```

```
library(ellipse)
```

```
library(lattice)
```

```
library(cluster)
```

```
library(scatterplot3d)
```

```
###packages nécessaires à FactorMineR
```

```
library(FactoMineR)
```

```
###package d'acp
```

```
library(Rcmdr)
```

```
###package de plot 3d (interface R commander)
```

##LECTURE DES DONNEES

```
BDVEG = read.table("totalveg2.txt", header = TRUE , dec="," , sep="\t")
```

```
###lecture de la table
```

```
str(BDVEG)
```

```
###structure de la table
```

```
pairs(BDVEG)
```

```
###relations entre les variables
```

```
rownames(BDVEG) = BDVEG$ID
```

```
###affectation des numéros aux entrées pour la reconnaissance
```

##ACP

```
#Calcul
```

```
acp=PCA(BDVEG[,3:27], ncp=4,scale.unit=T)
```

```
###individual factor map (avec les numéros pour identifier les espèces, attention le guiera a deux  
"modalités" donc il apparait 9 couleurs) + variables factor map, dimensions 1 et 2
```

```
###nom de la table de résultats du calcul : "acp"
```

```
##%Variance expliquée
```

```
barplot(acp$eig[,2], col="yellow", names.arg=(1:nrow(acp$eig)), ylab = "Variance expliquée (%)", xlab =  
"Axes factoriels", main = "Variance expliquée par les axes factoriels")
```

```
###choix du nombre de dimensions
```


ANNEXE 19

Scripts utilisés
sous R

#Cartes des individus

```
plot.PCA(acp, axes = c(1,2), choix="ind", col.ind=as.numeric(BDVEG$TYPE), label="none")
mtext("Données calculées à partir de 131 échantillons d'arbres pour 25 variables", col="Dark
green", side=3, cex=1.1, adj=0.5, line=0.5)
####individual factor map avec les points en couleur sans label (pour l'illustration) dimensions 1 et 2
```

#Cartes des facteurs

```
plot.PCA(acp, axes = c(2,4), choix="var")
mtext("Données calculées à partir de 131 échantillons d'arbres pour 25 variables", col="Dark
green", side=3, cex=1.1, adj=0.5, line=0.5)
####variables factor map dimensions 2 et 4
```

#P-values associées aux variables pour les trois premières dimensions

```
dimdesc(acp)
```

##BOXPLOTS (répartition des données)

```
boxplot(BDVEG$IB.~ BDVEG$TYPE, main = "IB", xlab.cex=0.2, border = "turquoise4", col = "thistle1"
, range=1.5, varwidth = TRUE)
mtext("Données calculées à partir de 131 échantillons d'arbres de 8 espèces différentes pour 25
variables", col="Dark green", side=3, cex=1.1, adj=0.5, line=0.5)
```

Discrimination des classes de densité

##DEFINITION DU DOMAINE DE TRAVAIL

```
Dossier_Donnees = "D:/Mes documents/04_PARTIE II_indices_paysagers/Densites/BD"
setwd(Dossier_Donnees)
windows.options(record=TRUE)
####options de lecture des données
```

##LECTURE DES DONNEES

```
CLUST = read.table("tabcroisdyn_hexagones.txt", header = TRUE , dec="," , sep="\t")
####lecture de la table
```

```
hclust(CUST)
```

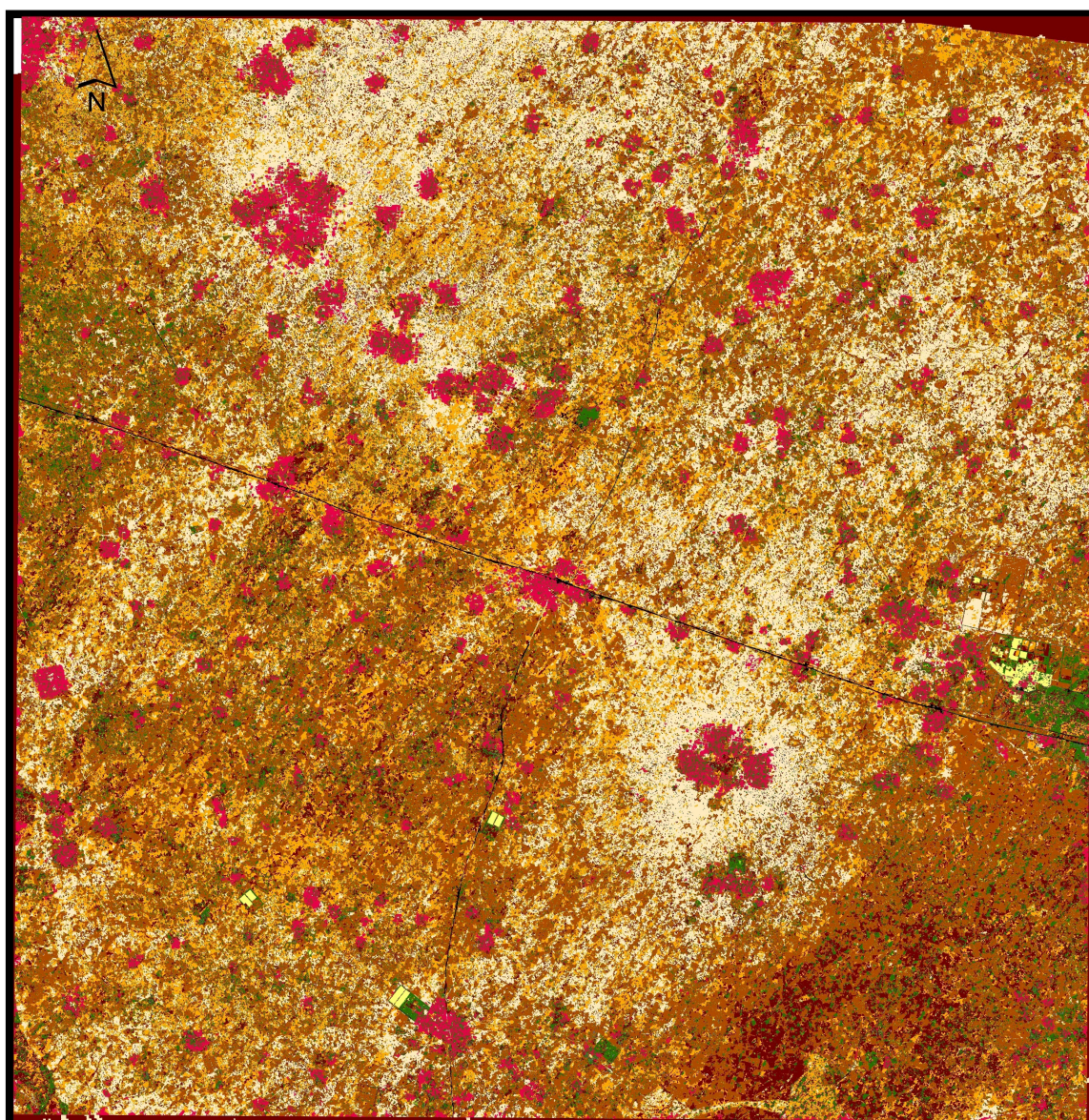
```
####lancement de la fonction hclust qui détermine la séparabilité statistique optimale de données
quantitatives
```

ANNEXE [20]

Carte d'occupation du sol de la région de Dangalma (Sénégal)

Carte d'occupation du sol
Région de Dangalma - Sénégal

ANNEXE [20]



Légende

■ Bâti	■ Parcelles de maraîchage	■ Jachère (Et herbacées sèches)
■ Pistes	■ Végétation arbustive (<i>Guiera senegalensis</i>)	■ Mil
■ Ombre	■ Végétation arborée	■ Arachide
		■ Sol nu

Coline BILLAND
Projet SAFSE
Septembre 2013

0 1,25 2,5 5 Km

cirad
LA RECHERCHE AGRONOMIQUE
POUR LE DÉVELOPPEMENT

AgroParisTech
ENGREF
INSTITUT DES SCIENCES ET INDUSTRIES DU VIVANT ET DE L'ENVIRONNEMENT
PARIS INSTITUTE OF TECHNOLOGY FOR LIFE, FOOD AND ENVIRONMENTAL SCIENCES

ANNEXE [21]

Validation de la classification – Matrice de confusion générale

VERITE TERRAIN																	Nb	Précision de la carte
Acacia seyal	Balanites aegyptica	Baobab	Faidherbia albida	Guiera senegalensis	Manguier	Neem	Tamarinier	Végétation indéterminée	Arachide	Jachère	Marâchage	Mill	Ombre	Pistes	Sol nu	Zones urbaines		
1	2	3	4	20	30	40	50	60	80	90	1000	2000	3000	4000	5000	5100	9	22,222%
	2	1	1					2		1							38	26,316%
	4	10	2	4	1		3	13					1				22	27,273%
		4	6	3				6		1	1		1				8	25,000%
	1		2		2			3									43	30,233%
	1	5	6	13			1	9		1		1					6	0,000%
			2					4									11	0,000%
	1		3					4				1				2	9	11,111%
			2				1	6									38	26,316%
	2	1	5		1	5	1	10		3	1	4	4			1	32	37,500%
			2					2	12			16					19	26,316%
		2	1	2				4	1	5	1	3					6	100,000%
											6						64	71,875%
		3		1				3	5	5		46		1			12	41,667%
	2		1					2	1			1	5				5	100,000%
														5			24	25,000%
									7		1	10			6		12	58,333%
	1		1					1			1	1				7		
NB																		
Adéquation au jeu de données terrain																		
Overall accuracy																		37,989%
Kappa de Cohen																		0,315

Résumé

Cette étude porte sur la création d'un protocole d'échantillonnage spatial qui permettra d'étudier l'influence des motifs paysagers sur les insectes ravageur du mil et de l'arachide (mineuses de l'épi et bruches) dans la région Est de Thiès, région de Diourbel, au Sénégal. La mise au point de cette méthode s'est appuyée sur des données concernant la végétation (cultures et végétations naturelles) qui ont été extraites à partir d'images satellites Pléiades à résolution métrique. Cette carte d'occupation du sol a été réalisée et validée à partir de données de terrain préalablement collectées à l'aide d'un GPS (Global Positioning System). L'approche orientée-objet permettant de discriminer des entités via des variables radiométriques, texturales, morphologiques et contextuelles a été appliquée sous eCognition pour réaliser la carte. A partir de cette carte, trois variables paysagères définies à partir de la connaissances des experts de terrain ont été extraites pour caractériser le territoire et déterminer un protocole d'échantillonnage représentatif de l'hétérogénéité des motifs paysagers. Le plan d'échantillonnage ainsi réalisé permettra de mettre en œuvre des analyses statistiquement suffisamment robustes. L'étude a donné de bons résultats quand à l'extraction des entités (végétation, bâti, cultures) excepté pour les parcelles de maraîchage. De plus, les résultats de la classification ont montré une bonne discrimination des types de cultures et du bâti. L'identification des espèces végétales, cependant, n'a pas donné les résultats escomptés. Si d'autres méthodologies doivent encore être considérées et testées dans un but comparatif, cette étude montre les potentialités de l'utilisation des images à Très Haute Résolution Spatiale pour l'étude de la régulation naturelle des insectes ravageurs des cultures en Afrique de l'ouest par la mobilisation de la biodiversité fonctionnelle.

Mots clef : Gestion des ravageurs, mil, arachide, classification orientée-objet, échantillonnage spatial, Pléiades, écologie du paysage

Abstract

This study focuses on the creation of a spatial sample plan in order to study the influence of landscape patterns on the spatial distribution and ecology of two pests in the eastern part of Thiès (Diourbel region, Sénégal), the groundnut bruchidae and the millet spike worm. The method was based on field data on landcover (tree species and cultures) previously collected. A Pléiades satellite image with a metric resolution was used to produce a map of the landcover at the shrub scale by using the object-oriented approach under eCognition, which allow to discriminate entities by considering both spectral and spatial (shape, context) criteria. From this map, three landscape variables were extracted, based on the up-to-date knowledge about the pests biology. The sample plan elaborated from those variables is representative of the landscape heterogeneity and will enable analysis that will be statistically coherent and significant. We managed to extract with good results most of the landscape patterns, excepted for the garden market parcels. Besides, we have good classification results for the landcover concerning the types of culture (millet, arachid, set aside) and the built areas. The three species identification, however, didn't provide the expected results. If alternative methods should be considered and tested, these results still highlight the great potential of Very High Resolution Remote Sensing data for map making and landscape ecology fields.

Key words : Pest management, millet, groundnut, object-oriented classification, spatial sampling design, Pléiades, landscape ecology